

Titre: Simulation multi-agents de la phase d'utilisation lors de l'analyse du cycle de vie de systèmes sociotechniques : cas des domiciles intelligents
Title:

Auteur: Julien Walzberg
Author:

Date: 2019

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Walzberg, J. (2019). Simulation multi-agents de la phase d'utilisation lors de l'analyse du cycle de vie de systèmes sociotechniques : cas des domiciles intelligents [Thèse de doctorat, Polytechnique Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/3987/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/3987/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Réjean Samson, Mohamed Cheriet, & Nicolas Merveille
Advisors:

Programme: Génie chimique
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Simulation multi-agents de la phase d'utilisation lors de l'analyse du cycle de vie
de systèmes sociotechniques : cas des domiciles intelligents**

JULIEN WALZBERG

Département de génie chimique

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*

Génie chimique

Août 2019

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Cette thèse intitulée :

Simulation multi-agents de la phase d'utilisation lors de l'analyse du cycle de vie de systèmes sociotechniques : cas des domiciles intelligents

présentée par **Julien WALZBERG**

en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

Louise DESCHÊNES, présidente

Réjean SAMSON, membre et directeur de recherche

Mohamed CHERIET, membre et codirecteur de recherche

Nicolas MERVEILLE, membre et codirecteur de recherche

Jean-Marc FRAYRET, membre

Mourad BEN AMOR, membre externe

DÉDICACE

Pour Emma

*« I wanna get exercise, but I'm too lazy to workout
I want all the finer things, but don't wanna go to work now »*

Macklemore

« La fragmentation des savoirs sert dans la réalisation d'applications concrètes, mais elle amène en général à perdre le sens de la totalité, des relations qui existent entre les choses, d'un horizon large qui devient sans importance. » pape François

« [...] tous les romans tout court et d'ailleurs aussi tout le reste naît de ce dévoilement accompli par le temps, de ce strip-tease métaphysique où tout ce qui était caché va apparaître peu à peu pour nous en mettre plein la vue. » Jean d'Ormesson

« [...] complex systems theory is ever finding more complex systems that may at first seem irreducible but are found to be self-organized or evolved rather than intelligently designed by a designer. » Uri Wilensky & William Rand

« If you look at economics textbooks, you will learn that homo economicus can think like Albert Einstein, store as much memory as IBM's Big Blue and exercise the willpower of Mahatma Gandhi. Really. But the folks that we know are not like that. Real people have trouble with long division if they don't have a calculator, sometimes forget their spouse's birthday, and have a hangover on New Year's Day. They are not homo economicus; they are homo sapiens. »

Richard H. Thaler & Cass R. Sunstein

« Je vois la littérature, qui fait défiler tant d'idées, de convictions éternelles aussitôt démolies, de systèmes du monde dernier cri tout à coup démodés et au bord du ridicule, comme la plus enivrante des leçons de scepticisme. La forme impérissable prise par le périssable. »

Jean d'Ormesson

« We shape our tools and then our tools shape us. » Marshall McLuhan

REMERCIEMENTS

À tous ceux qui m'ont entouré et soutenu pendant mon projet doctoral, merci !

Merci Réjean pour ton accueil au sein du CIRAIG, pour tes conseils, ton support et ta disponibilité. Merci de m'avoir fait confiance et d'avoir réuni les expertises essentielles à ce projet doctoral. J'ai appris énormément grâce à l'équipe du CIRAIG. Je me souviens que tu m'as dit un jour à ce propos « ma plus grande fierté c'est d'avoir constitué une équipe qui aime travailler ensemble ». C'est réussi !

Merci Mohamed pour ton accueil au sein de Synchronédia. Le dynamisme du laboratoire m'a poussé hors de ma zone de confort, et je te suis très reconnaissant de m'avoir introduit cet univers ! Grâce à toi, je garderai un excellent souvenir de l'ÉTS. Merci aussi pour tes conseils tout le long du projet.

Merci Nicolas pour tes conseils et tes suggestions de références bibliographiques. Merci de m'avoir donné l'opportunité de travailler sur un projet de livre et de m'avoir ouvert de nouveaux horizons. Merci aussi de m'avoir permis de présenter mes travaux au cours *Informatique & société* de l'UQAM.

Merci Thomas pour ton aide précieuse tout le long de ce projet doctoral. Un grand merci pour ta disponibilité, pour tes réponses à mes questions, tes commentaires et ton regard critique sur mes travaux qui m'ont fait avancer tout le long du projet. J'espère que nous aurons de nouveau l'occasion de travailler ensemble dans le futur.

Merci à l'équipe du CIRAIG pour sa bonne humeur et sa disponibilité. Je garderai un beau souvenir des moments passés à discuter avec les ciraigaulois, particulièrement aux différentes éditions du ShareCIRAIG. Merci à Anne-Marie en particulier pour la gestion des réunions étudiantes et les fameux « votre weekend/projet/résolutions/etc. en deux mots (ou parfois plus) ».

Merci à Annie, Paul, Guillaume et Louise de m'avoir fait confiance pour animer les travaux pratiques du cours GCH1220. J'ai beaucoup appris grâce à vous. Merci aussi à Louise et Paul de m'avoir donné l'opportunité de donner des cours magistraux.

Merci aux partenaires de la Chaire internationale du cycle de vie, Synchronédia et à l'institut EDDEC pour leur support financier.

Un grand merci à Geoffrey qui m'a proposé de collaborer sur le projet d'effet rebond en consommation collaborative de l'EDDEC. Merci d'avoir partagé avec moi ton expertise, tes références bibliographiques (et tes acétates) sur l'économie circulaire. J'espère que notre collaboration va continuer...

Merci aux étudiants du bureau du 4e : Maxime et Elliot pour votre aide avec les tables input-output, Ivan pour tes éclaircissements sur la modélisation des impacts en ACV, Flavien et Titouan pour votre bonne humeur. Merci pour nos discussions parfois animées et tous les repas de midi passés ensemble. Merci encore d'avoir fait de ce bureau un espace agréable et d'entraide, que cela soit sur Python, OpenLCA, Excel ou autre !

Aux Étudiants avec qui j'ai pu discuter, échanger des idées et avec qui j'ai pu participer à différents projets, merci ! Merci à Laure et Stéphanie, de m'avoir impliqué à l'organisation du forum étudiant du CIRODD, quelle bonne introduction à mes études à Polytechnique ! Merci à Anne-France pour les quatre éditions du concours IFD. Merci aussi à Catherine et l'équipe PolyCarbone de m'avoir permis de m'impliquer au show de la rentrée. Merci encore à Gaël et Constant pour leurs conseils en informatique, Viet pour son explication sur l'occupation des terres, Elsa (x2), Gabrielle, Hugo, Breno et tant d'autres étudiants passés ou encore au CIRAIG.

Merci à Alexandre pour nos discussions sur la ville intelligente, merci à Tuan et Antoine de m'avoir accueilli à Synchronédia et pour avoir accepté de participer au Hackatown de Polytechnique. Merci aussi Emmanuelle et Tyler d'avoir mené le projet de livre sur la ville intelligente et à Marie-Luc et Sara pour leur aide sur ce projet.

En dehors du milieu universitaire, j'aimerais d'abord remercier ma femme pour son soutien durant ces années de doctorat. Emma, tu as le don de toujours savoir quoi dire et quoi faire dans toutes les situations et je ne sais vraiment pas ce que je ferai sans toi... Merci.

Merci à ma famille. Merci à mes parents, Laurence et Andreas qui m'ont toujours encouragé à aller plus loin avec leur sempiternelle formule « qui peut le plus peut le moins ». Merci à mes grands-parents José et Michelle pour m'avoir transmis le goût de la lecture et des voyages et Christa et Jean-Claude pour m'avoir transmis leur joie de vivre. Merci aussi à mes frères Alexandre et Maxime qui m'ont permis de m'envoler avant la fin de ce projet doctoral...

RÉSUMÉ

L'objectif de la consommation durable est d'encourager des modes de vie qui soient plus respectueux de l'environnement, tout en assurant un développement économique et une équité sociale. Quantifier les impacts environnementaux de différents modes de vie est cependant complexe. En effet, cela requiert de prendre en compte la temporalité des pratiques constituant ces modes de vie. Les comportements humains formant ces pratiques sont aussi complexes à modéliser, car ils dépendent à la fois du réseau social et technologique des individus. Ces aspects ne sont usuellement pas pris en compte dans les outils d'évaluation environnementale comme l'analyse du cycle de vie (ACV) et demande des connaissances sortant du cadre usuel de l'ACV.

Il s'agit ainsi de modéliser les processus du cycle de vie du produit/service (le réseau technologique du système sociotechnique), mais aussi d'inclure les comportements des utilisateurs de celui-ci (le réseau social du système sociotechnique). Les deux réseaux évoluant dans le temps, il est aussi nécessaire d'inclure les aspects temporels liés au système technologique et aux comportements humains. Un autre aspect comportemental complique encore l'évaluation environnementale : l'effet rebond. Cet effet indésirable peut dans certains cas annuler tout ou une partie des bénéfices environnementaux apportés par un produit ou un service. Il est donc crucial d'évaluer l'effet rebond afin de connaître les bénéfices réels du produit/service.

Cette thèse vise donc à développer une approche de l'ACV permettant : *d'intégrer les comportements humains, l'effet rebond ainsi que leurs aspects temporels lors de la modélisation de la phase d'utilisation des systèmes complexes*. Pour atteindre cet objectif, trois approches basées sur l'ACV sont développées.

La première approche propose de combiner la simulation multi-agents (SMA) et l'ACV afin de modéliser les comportements humains lors de la phase d'utilisation d'un produit/service. Cette approche tire aussi profit de la capacité de la SMA à représenter la dimension temporelle des systèmes. La méthodologie permet ainsi de répondre à certaines limites concernant la modélisation de la phase d'utilisation en ACV : la prise en compte de l'hétérogénéité des utilisateurs, de l'irrationalité inhérente à certaines prises de décisions et des changements comportementaux qui peuvent être induits par ces prises de décisions.

Les changements comportementaux pouvant amener des modifications dans le système technologique, une seconde approche exploitant à la fois des données issues d'une approche attributionnelle et des données issues d'une approche conséquentielle pour l'ACV des systèmes sociotechniques est également proposée. Celle-ci permet notamment d'inclure les aspects temporels du système étudié. En combinant cette méthode avec celle décrite au paragraphe précédent, à la fois les changements de comportements induits par le système ainsi que les conséquences de ces changements de comportements sur le système lui-même peuvent être pris en compte avec l'ACV conséquentielle. De plus, l'utilisation régulière du système peut aussi être analysée avec l'ACV attributionnelle.

La dernière approche développée dans le cadre de cette thèse est d'utiliser l'ACV et la SMA afin de calculer l'effet rebond lié à la phase d'utilisation d'un produit/service. La méthode développée tire parti des deux approches présentées précédemment. Dans un premier temps, la SMA est mise à contribution pour calculer les économies de ressources permises par les changements comportementaux induits par le système étudié. À partir de ces calculs, l'effet rebond potentiel peut être estimé en temps réel pendant les simulations grâce à l'utilisation de l'approche mixte de l'ACV développée précédemment et de tables entrées-sorties étendues à l'environnement.

La méthodologie développée dans le cadre de cette thèse est illustrée avec l'étude de cas des domiciles intelligents, par exemple développés dans le cadre du Smart ETS campus. Les systèmes impliquant les technologies de l'information et de la communication se prêtent en effet bien à l'application de la méthodologie, car elles changent les modes de vie et constituent souvent un terrain fertile à l'effet rebond. L'étude de cas a permis de montrer que les domiciles intelligents pouvaient contribuer à réduire les émissions de gaz à effet de serre du secteur résidentiel d'environ 10 %. De plus, l'étude de cas démontre l'importance de la prise en compte des facteurs comportementaux, qui peuvent expliquer jusqu'à 1/3 de la variance des résultats.

Ce projet de recherche a permis de répondre à certaines limites liées à la modélisation de la phase d'utilisation des systèmes complexes sociotechniques en ACV. Les différentes approches de l'ACV développées dans le cadre du projet constituent les pierres angulaires de l'application de l'ACV pour évaluer les modes de vie. Ainsi, la méthodologie générale permet d'analyser les impacts de différents scénarios de consommation durable et aider à la prise de décision à propos des politiques publiques à initier pour permettre le développement durable. Enfin, de recherches

futures pourraient ajouter des informations géographiques lors de la modélisation ou encore renforcer son pouvoir prédictif, par exemple à l'aide d'algorithmes d'apprentissage machine.

ABSTRACT

The goal of sustainable consumption is to encourage lifestyles that are more respectful of the environment, while ensuring economic development and social equity. Quantifying the environmental impacts of different lifestyles, however, is complex; this requires considering the temporality of the practices constituting these lifestyles. The human behaviors that form these practices are also complex to model because they depend on both the social and the technological networks of people. These aspects are not usually considered in environmental assessment tools such as life cycle analysis (LCA) and thus require complementary knowledge which is out of the scope of LCA.

Thus, it is not only about modeling the processes of the life cycle of the product or service (the technological network of the sociotechnical system), but also of including the behaviors of the users of the product or service (the social network of the sociotechnical system). Since both networks evolve over time, it is also necessary to include the temporal aspects of human behaviors and the technological system. Moreover, another behavioral aspect further complicates the environmental assessment: the rebound effect. This undesirable effect may in some cases offset some or all the environmental benefits of a product or service. It is therefore crucial to evaluate the rebound effect to know the true benefits of the product or service.

This thesis aims to develop an LCA approach to: *incorporate human behaviors, the rebound effect, and their temporal aspects when modeling the use phase of complex systems*. To achieve this goal, three methodologies based on LCA are developed.

The first methodology proposes to combine agent-based modeling (ABM) and LCA to model human behaviors during the use phase of a product or service. This approach also benefits from the ability of ABM to represent the temporal dimension of systems. Thus, the methodology makes it possible to answer certain limitation regarding the modeling of the use phase in LCA: considering users' heterogeneity, modeling users' irrational decisions and accounting for behavioral changes that can be induced by those decisions.

Behavioral changes may lead to changes in the technological system. Thus, a hybrid attributional-consequential approach for the LCA of socio-technical systems is proposed. This approach also allows including the temporal aspects of the studied system. By combining this method with the

one described in the previous paragraph, both changes in behavior induced by the system as well as the consequences of these behavioral changes on the system itself can be considered (with the consequential LCA). Moreover, the business as usual use of the system can also be analyzed with the attributional LCA.

The last approach developed in this thesis makes use of LCA and ABM to calculate the rebound effect related to the use phase of a product or service. The developed methodology takes advantage of the two approaches presented previously. First, ABM is used to calculate the resource savings allowed by the behavioral changes induced by the studied system. From these calculations, the potential rebound effect can be estimated in real time during the simulations with the use of the attributional-consequential hybrid LCA and environmentally extended input-output tables.

The methodology developed in this thesis is illustrated with the case study of smart homes. Systems involving information and communication technologies are a good match for the application of our methodology because they change our lifestyles and often constitute fertile ground for the rebound effect. The case study showed that smart homes can help reduce greenhouse gas emissions in the residential sector by about 10%. In addition, the case study demonstrates the importance of considering behavioral factors, which can explain up to 1/3 of the variance of the results.

This research project has answered certain limitations related to the modeling of the use phase of complex socio-technical LCA systems. The different approaches to LCA developed in the project are the cornerstones for the LCA of practices that constitute our lifestyles. Thus, the general methodology makes it possible to analyze the impacts of different sustainable consumption scenarios and helps develop sustainable consumption policies. Finally, future research could add geographic information during modeling or enhance its predictive power, for example using machine learning algorithms.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE.....	iii
REMERCIEMENTS	v
RÉSUMÉ.....	vii
ABSTRACT	x
TABLE DES MATIÈRES	xii
LISTE DES TABLEAUX.....	xvi
LISTE DES FIGURES.....	xvii
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xxi
LISTE DES ANNEXES	xxii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Mise en contexte et problématique.....	1
1.2 Cadre du travail de recherche.....	3
1.3 Structure de la thèse	5
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	8
2.1 Analyse du cycle de vie, modélisation de la phase d'utilisation et effet rebond.....	8
2.1.1 La modélisation de la phase d'utilisation.....	10
2.1.2 L'effet rebond.....	13
2.1.3 Les limites actuelles de la modélisation de la phase d'utilisation et de l'effet rebond en analyse du cycle de vie	17
2.2 Systèmes complexes et analyse du cycle de vie multi-agents.....	18
2.2.1 Systèmes complexes et aspects temporels en analyse du cycle de vie.....	19
2.2.2 Analyse du cycle de vie multi-agents.....	26

2.2.3	Les limites actuelles de l'analyse du cycle vie multi-agents des systèmes complexes..	30
CHAPITRE 3 OBJECTIFS DU PROJET ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE		32
3.1	Positionnement du projet de recherche	32
3.2	Définition des objectifs du projet de recherche	32
3.3	Méthodologie générale	33
3.3.1	Approche pour incorporer les comportements humains	35
3.3.2	Approche d'ACV adaptée au systèmes sociotechniques	37
3.3.3	Analyse de l'effet rebond	38
3.3.4	Application de la méthodologie à l'étude de cas	39
CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : ASSESSING BEHAVIOURAL CHANGE WITH AGENT-BASED LIFE CYCLE ASSESSMENT : APPLICATION TO SMART HOMES		42
4.1	Présentation de l'article	42
4.2	Manuscrit	42
4.2.1	Abstract	42
4.2.2	Introduction	43
4.2.3	Literature review	45
4.2.4	Methodology	52
4.2.5	Results and discussion	62
4.2.6	Conclusion	74
CHAPITRE 5 ARTICLE 2 : ACCOUNTING FOR FLUCTUATING DEMAND IN THE LIFE CYCLE ASSESSMENTS OF RESIDENTIAL ELECTRICITY CONSUMPTION AND DEMAND-SIDE MANAGEMENT STRATEGIES		75
5.1	Présentation de l'article	75
5.2	Manuscrit	75

5.2.1	Abstract	75
5.2.2	Introduction	76
5.2.3	Materials and method	82
5.2.4	Results and discussion.....	91
5.2.5	Conclusion.....	103
CHAPITRE 6 ARTICLE 3 : SHOULD WE FEAR THE REBOUND EFFECT IN SMART HOMES?		104
6.1	Présentation de l'article.....	104
6.2	Manuscrit.....	104
6.2.1	Abstract	104
6.2.2	Introduction	105
6.2.3	Materials and method	109
6.2.4	Results	119
6.2.5	Discussion	126
6.2.6	Conclusion.....	130
CHAPITRE 7 RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES		132
7.1	Résultats sur la maîtrise de la demande en énergie	132
7.2	Résultats sur l'effet rebond	136
CHAPITRE 8 DISCUSSION GÉNÉRALE ET RECOMMANDATIONS		143
8.1	Atteintes des objectifs de recherche	143
8.2	Limites de la thèse.....	146
8.2.1	Limites méthodologiques	146
8.2.2	Limites sur les résultats	147
8.3	Recommandations	149
CHAPITRE 9 CONCLUSION		152

RÉFÉRENCES.....	154
ANNEXES	170

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Similitudes entre la simulation multi-agents et les systèmes sociotechniques.....	28
Table 4.1 Human behaviour, CAS and relevance of ABM.....	51
Table 4.2 Factor levels in a fractional factorial design for smart homes use	62
Table 4.3 Average and (standard deviation) of: the impact scores, the percentage contributions of the most contributing environmental flow and system's process, and the avoided impacts for each Impact 2002+ endpoint category for 10 simulations of 100 smart homes.....	64
Table 5.1 Appliance yearly electricity consumption (04/2013-04/2014)	83
Table 5.2 IESO generation technologies and relatedecoinvent processes used for the LCA	86
Table 5.3 Errors due to two simplifying assumptions for each Impact 2002+ endpoint category and ten simulations of yearly residential electricity consumption	92
Table 5.4 Discrepancies due to three simplifying assumptions for each Impact 2002+ endpoint category and 30 simulations of the DSM strategy	96
Table 6.1 Commodities and their reallocation shares in the “consumption as spending trends” scenario.....	117
Table 6.2 Factor levels in a full factorial design for the study of potential rebound effect in smart homes	119
Table 6.3 Average (and standard deviation) greenhouse gas emissions, cost, and rebound effect (with the consumption as usual scenario) for 30 simulations of the baseline and the smart homes scenarios.....	120
Table 6.4 Average (and standard deviation) rebound effect for 30 simulations with different resource reallocation scenarios.....	123
Tableau 7.1 Niveaux hauts et bas des facteurs de Stern affectant les comportements pro-environnementaux	138
Tableau 7.2 Résumé des contributions de l’approche développée dans la thèse pour l’étude de cas des domiciles intelligents	142

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Organisation générale des chapitres de la thèse.....	7
Figure 2.1 Étapes de la méthodologie d'analyse du cycle de vie selon ISO 14040:2006.....	9
Figure 2.2 Paradoxe de Jevons : la quantité d'énergie utilisée après l'amélioration de l'efficacité énergétique (B) est supérieure à celle qui précède l'amélioration de l'efficacité énergétique (A)	14
Figure 2.3 Positionnement des contributions de la thèse pour la modélisation de la phase d'utilisation et de l'effet rebond	18
Figure 2.4 Changements de paradigmes lors du passage d'un réseau électrique a) traditionnel à b) intelligent (figure adaptée de [Wainstein & Bumpus, 2016])	24
Figure 2.5 Approche attributionnelle (mix moyen) et conséquentielle (mix marginal) pour évaluer les impacts environnementaux d'un changement dans la demande en électricité	26
Figure 2.6 Positionnement des contributions de la thèse pour la modélisation des systèmes complexes et leurs aspects temporels avec l'ACV-SMA.....	31
Figure 3.1 Schéma de la méthodologie générale.....	34
Figure 4.1 Flowchart of the overall methodology.....	53
Figure 4.2 System demand and supply chain at two different times.....	55
Figure 4.3 ABM's decision rules for household agents following energy feedback	59
Figure 4.4 Results of a 1-year simulation: a) Climate change impact of Ontario's electricity mix per kilowatt-hour; b) Instantaneous and cumulative reduction in the climate change impact by smart homes.....	66
Figure 4.5 Electricity load composition for 100 homes on a) September 1, 2013 and b) March 2, 2014 (plain and hatched columns corresponding to amended and default outputs, respectively)	67
Figure 4.6 Electricity load at various times in the year when a PV battery system is considered: on September 1, 2013, and March 2, 2014 (plain and hatched columns corresponding to	

amended and default outputs, respectively) for a) 100 homes, b) 1 home; c) climate change impact on a summer (left) and a winter (right) week	69
Figure 4.7 Peak shaving and its trade-off: a) peak shaving results according to different metrics (error bars represents the 95% confidence interval, n=30); b) Climate change and resource impact of Ontario's electricity mix on July 28, 2013, evening peak hours.....	71
Figure 5.1 Representation of a complex socio-technical system at time t . The production part of the system may be modeled with LCA while various modeling techniques may be used for the consumption part. In the figure, ft designates the amount of a given functional unit used at t , at , bt , and ct designates the economic flows linking the technological processes of the product system.....	82
Figure 5.2 Electricity load composition for 10 Canadian households (located in Toronto) on July 31, 2013	85
Figure 5.3 Environmental impacts of the yearly electricity consumption of 10 households for each impact 2002+ endpoint categories under different assumptions.....	93
Figure 5.4 Contribution of power generation technologies to yearly residential electricity consumption environmental impacts calculated with the a) average hourly electricity mix, b) marginal hourly electricity mix	95
Figure 5.5 Electricity consumption of 10 households on July 31st, 2013 for the BaU and DSM scenarios under different assumptions on the Ontario's electricity mix used for the minimization of climate change impact: a) hourly marginal emissions factors, b) yearly average emissions factors, c) hourly average emissions factors, and d) under the assumption of an average demand.....	99
Figure 5.6 DSM scenario minimization of environmental impact (optimization metrics are kg CO ₂ eq, DALY, PDF.m ² .yr, and MJ for climate change, human health, ecosystem quality, and resource impact categories respectively) with different assumptions on Ontario's electricity mix.....	101
Figure 6.1 Potential indirect rebound effect in smart homes	111
Figure 6.2 Overview of the agent-based model and its sub-models; a) a stochastic model generates agents' electricity load profiles (1); b) a social psychological model is then used to	

simulate electricity consumption decisions by agents in smart homes (2), which in turn affect agents' electricity load profiles (3); c) LCA is performed at each time-steps of the ABM simulations from the electricity load profiles (4), the final output is the hourly climate change impact from standard and smart homes for the year 2011 (5); at t and $t+1$: f designates the functional unit, g the life cycle inventory, A the technology matrix and a , b , and c designates the economic flows linking the technological processes of the product system.....113

Figure 6.3 Instantaneous and cumulative GHG emissions due to indirect RE for 100 smart homes121

Figure 6.4 Electricity consumption and GHG emissions from RE of 100 households for the baseline and smart homes scenarios on a) December 27th, 2011and; b) July 29th, 2011; electricity prices and households' economic savings on c) December 27th, 2011and; d) July 29th, 2011122

Figure 6.5 Smart homes' rebound effect in a full factorial experiment A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric125

Figure 6.6 Smart homes' rebound effect depending on the load shifting metric for, a) the consumption as usual scenario, b) the worst-case scenario126

Figure 7.1 Réduction de la consommation d'électricité des domiciles intelligents selon différentes hypothèses simplificatrices133

Figure 7.2 Effet de contraintes supplémentaires du décalage de la demande sur la réduction de l'impact sur le changement climatique (les barres d'erreur représentent l'intervalle de confiance à 95 %).....135

Figure 7.3 Réduction d'impacts environnementaux en prenant en compte ou non l'effet rebond, HT=toxicité humaine, RsE=effets respiratoires, IR=radiations ionisantes, OLD=déstruction de la couche d'ozone, PO=oxydation photochimique, \mathcal{A} E=écotoxicité aquatique, TE=écotoxicité terrestre, LO=occupation des terres, CC=changement climatique, NRE=énergies non renouvelables, RME=extraction de minerais, les barres d'erreurs représentent l'intervalle de confiance à 95 %137

Figure 7.4 Estimation des effets principaux dans le plan factoriel fractionnaire, A=schéma de prix, B=géographie, C=métrique pour le décalage de la demande, D=système PV-batterie, E=réallocation des économies monétaires, F=probabilité d'engagement, G=probabilité de se conformer, H=distribution des types d'utilisateurs *** et ** indiquent des niveaux de confiance de 0.999 et 0.99 respectivement	140
Figure 7.5 Décalage de la demande dans le temps selon différentes métriques avec ou sans considérer les impacts environnementaux dus à l'effet rebond	141

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ACV Analyse du cycle de vie

EICV Évaluation des impacts du cycle de vie

EEIO Tables entrées sorties étendues à l'environnement

ICV Inventaire du cycle de vie

ISO International standard organization

SMA Simulation multi-agents

TIC Technologies de l'information et de la communication

UNEP Programme des nations unies pour l'environnement

LISTE DES ANNEXES

Annexe A INFORMATIONS SUPPLÉMENTAIRES POUR L'ARTICLE PRÉSENTÉ AU CHAPITRE 4	170
Annexe B INFORMATIONS SUPPLÉMENTAIRES POUR L'ARTICLE PRÉSENTÉ AU CHAPITRE 5	197
Annexe C INFORMATIONS SUPPLÉMENTAIRES POUR L'ARTICLE PRÉSENTÉ AU CHAPITRE 6	209
Annexe D DISCUSSION CRITIQUE DE CERTAINS CONCEPTS DE LA THÈSE	222
Annexe E INTRODUCTION DU LIVRE « DE LA VILLE INTELLIGENTE À LA VILLE INTELLIGIBLE »	234
Annexe F CHAPITRE DU LIVRE « DE LA VILLE INTELLIGENTE À LA VILLE INTELLIGIBLE »	239

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte et problématique

Les scientifiques du monde ont récemment rappelé à l'humanité son manque de progrès relativement à la résolution des problèmes environnementaux depuis 1992, date à laquelle un cri d'alarme similaire avait été lancé (Ripple et al., 2017). Les objectifs du développement durable sont une des réponses des sociétés humaines aux problèmes environnementaux. Au nombre de dix-sept, ces objectifs établis par les membres de l'Organisation des Nations Unies définissent les cibles à atteindre en terme de développement durable d'ici 2030 (Organisation des Nations Unies, 2015). Parmi ces objectifs, l'objectif 12 vise à assurer des modes de consommation et de production durable et la cible 12.8 énonce notamment :

D'ici 2030, faire en sorte que toutes les personnes [...] aient les informations et connaissances nécessaires [...] à un style de vie en harmonie avec la nature. (Organisation des Nations Unies, 2015) (traduction libre).

La production et la consommation durable sont deux voies promues par le Programme des Nations Unies pour l'Environnement (UNEP) pour diminuer les impacts environnementaux des activités humaines, tout en assurant un développement économique et une équité sociale (Hertwich, 2005b). La production durable vise à développer des produits/services qui soient plus respectueux de l'environnement et améliorer les processus de production afin de réduire leurs impacts environnementaux. La consommation durable s'intéresse quant à elle aux moyens permettant d'encourager une activité de consommation qui soit plus respectueuse de l'environnement.

Plusieurs types de politiques publiques existent afin de promouvoir la consommation durable. Les taxes ou les incitatifs économiques sont par exemple souvent utilisés pour orienter les choix de consommation individuels (Galle, 2013). Les outils non réglementaires (comme par exemple les incitatifs économiques) conçus pour influencer la prise de décision sont traditionnellement basés sur le modèle économique de « l'acteur rationnel ». Ce dernier possède, lors du processus de décision, une capacité cognitive illimitée et il ne prête attention qu'aux coûts et avantages privés (Byerly et al., 2018). Cependant, de récentes recherches en psychologie, en économie comportementale et en neuroscience suggèrent que ce modèle est incomplet, et que les

contraintes cognitives, les relations sociales et les préjugés jouent aussi un rôle important dans la façon dont les gens prennent des décisions (Byerly et al., 2018).

Plusieurs travaux en consommation durable appellent ainsi à l'utilisation des sciences et données comportementales pour pouvoir évaluer le potentiel de politiques de consommation durable visant à changer les comportements lors de la phase d'utilisation (Daae & Boks, 2015; di Sorrentino, Woelbert, & Sala, 2016; Hellweg & i Canals, 2014; Pohl, Hilty, & Finkbeiner, 2019). Par exemple, les *nudges*, des architectures de choix visant à guider les consommateurs vers des comportements plus vertueux, peuvent favoriser une consommation plus durable dans des domaines tels que l'alimentation, le transport ou la planification familiale (Byerly et al., 2018).

Ces politiques pourraient aider à atteindre la cible 12.8 des objectifs de développement durable, mais leur potentiel doit être évalué, par exemple avec l'analyse du cycle de vie (ACV) (di Sorrentino et al., 2016). Intégrer des informations sur le comportement des utilisateurs d'un produit ou d'un service à l'ACV permettrait ainsi d'évaluer de telles politiques, en plus d'améliorer le réalisme de la modélisation, par exemple en incluant d'éventuels effets rebonds (di Sorrentino et al., 2016). Cependant, il reste un défi de taille. Comment incorporer les comportements humains et leurs changements en ACV, un outil statique, originellement dédié à l'analyse de produits et services ? De plus, comment inclure l'hétérogénéité des consommateurs dans la phase d'utilisation de l'ACV ? Enfin, comment intégrer à l'ACV les éventuels effets rebonds pouvant survenir à la suite des changements de comportements ?

Ces questions sont complexes et demandent des connaissances sortant du cadre usuel de l'ACV. Il s'agit de modéliser les processus du cycle de vie du produit/service, certes, mais aussi d'inclure leurs temporalités et de modéliser les utilisateurs et leurs mécanismes de prise de décisions. Cette thèse s'attache à fournir des éléments de réponse à ces questions.

Le premier chapitre de la thèse présente le cadre de la recherche et ses problématiques, ainsi que l'organisation générale de la thèse. D'un point de vue pratique, la thèse propose une méthodologie permettant d'effectuer l'ACV de systèmes où les comportements des utilisateurs occupent une place prépondérante. D'un point de vue théorique, la contribution de la thèse est d'outiller l'ACV pour son application aux systèmes technologiques de plus en plus complexes des sociétés où les dimensions temporelle et humaine prennent paradoxalement une place de plus en plus conséquente.

1.2 Cadre du travail de recherche

La consommation durable s'appuie sur de multiples champs d'expertise traditionnellement isolés les uns des autres. Les ingénieurs utilisent l'ACV, par exemple, pour comparer les impacts de différents produits ou services (de Haes, Heijungs, Suh, & Huppes, 2004; Hellweg & i Canals, 2014). Les économistes utilisent entre autres des tables entrées sorties étendues à l'environnement (EEIO) (Druckman, Chitnis, Sorrell, & Jackson, 2011) ou des modèles économétriques (Arbués & Villanúa, 2016; Druckman et al., 2011). Le champ de l'étude est dans ce cas souvent plus large, par exemple pour étudier différentes politiques publiques de recyclage (Arbués & Villanúa, 2016). Finalement, les sciences sociales et la psychologie cherchent généralement à expliquer les choix des consommateurs à travers la conduite d'enquêtes et d'expérience cognitive, ici encore, afin d'orienter les politiques publiques (Barth, Jugert, & Fritsche, 2016; Stern, 1999).

Plusieurs études de consommation durable ont identifié les comportements des utilisateurs comme étant un facteur clé. Par exemple dans le domaine alimentaire, comprendre les causes qui peuvent déclencher un changement dans le régime alimentaire ou le gaspillage est un des bénéfices potentiels de l'utilisation des sciences et données comportementales (Garnett, 2014; Wikström, Williams, Verghese, & Clune, 2014). Dans le transport, le comportement de l'utilisateur est aussi un facteur crucial qui influe sur les impacts environnementaux. Inclure des informations sur les utilisateurs permet d'évaluer les effets des changements de comportement (par exemple prendre les transports en commun plus souvent), sur les impacts environnementaux (Girod, van Vuuren, & de Vries, 2013; Mittal, Dai, Fujimori, Hanaoka, & Zhang, 2017). Une étude a par exemple utilisé un modèle simulant les comportements de mobilité des ménages suisse pour estimer géographiquement l'impact sur la santé dû au bruit (Cucurachi, Schiess, Froemelt, & Hellweg, 2019). Des informations détaillées sur les comportements des utilisateurs peuvent également aider à une consommation plus durable dans le secteur résidentiel (Buyle, Braet, & Audenaert, 2013; Langevin, Gurian, & Wen, 2015; Ortiz-Rodríguez, Castells, & Sonnemann, 2010; Sharma, Saxena, Sethi, Shree, & Varun, 2011; Su, Li, Zhu, & Lin, 2017). Un cadre méthodologique a par exemple été développé pour intégrer les variations des comportements des ménages lors de l'ACV de bâtiments et ainsi aider le processus de décision lors de leur conception (Su et al., 2017).

L'ACV est une méthode permettant de comptabiliser tous les flux de matière et d'énergie reliés au cycle de vie d'un système (inventaire du cycle de vie [ICV]) et d'en calculer les impacts potentiels sur l'environnement (Hellweg & i Canals, 2014). La modélisation de la phase d'utilisation en ACV n'est cependant souvent pas assez détaillée pour prendre en compte les comportements des utilisateurs et leurs interactions (entre eux et avec le produit/service) (di Sorrentino et al., 2016). Ces considérations rendent la phase d'utilisation complexe à modéliser. Enfin, l'ACV ne permet pas non plus d'estimer d'éventuels effets rebonds provenant des changements de comportements (lorsque les bénéfices réels d'une intervention sont moindres que les bénéfices attendus). Ces limites seront discutées en détail dans le chapitre 2.

La simulation multi-agents (SMA) est une technique de simulation qui au contraire de l'ACV représente les comportements individuels des entités d'un système dans le temps (Baustert & Benetto, 2017; Epstein, 1999; Macal & North, 2005). Dans la SMA, les agents sont des entités individuelles qui peuvent représenter aussi bien des individus, des ménages ou encore des organisations. Ces agents sont indépendants, interagissent l'un avec l'autre et avec leur environnement et prennent leurs propres décisions dans une situation donnée (Grüne-Yanoff, 2009; Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). La SMA peut ainsi permettre de modéliser la complexité résultant des interactions entre les utilisateurs et leurs différents comportements lors de la phase d'utilisation en ACV.

La combinaison de l'ACV et de la SMA permettrait ainsi d'améliorer la modélisation de la phase d'utilisation en ACV. Plusieurs études ont déjà fait cet exercice (Baustert & Benetto, 2017; Davis, Nikolić, & Dijkema, 2009; Moon, 2017; Querini & Benetto, 2015), mais aucune n'a encore résolu les limites présentées ci-dessus : l'inclusion à la fois des comportements, de la temporalité du système et de l'effet rebond dans l'ACV. Ce sont pourtant des éléments essentiels à prendre en compte pour certains systèmes complexes comme ceux impliquant les technologies de l'information et de la communication (TIC) (Arushanyan, Ekener-Petersen, & Finnveden, 2014; Dandres et al., 2017a; Pohl et al., 2019). Les systèmes impliquant les TIC sont en effet

souvent constitués d'un large réseau d'artefacts¹ et d'acteurs interagissant entre eux, ce qui en fait des systèmes complexes adaptatifs (Hole, 2016).

Dans le cadre de cette thèse, trois aspects liés à la modélisation de la phase d'utilisation en ACV sont discutés, les comportements humains, les aspects temporels et l'effet rebond. Une approche méthodologique permettant d'inclure ces aspects dans l'ACV et qui s'applique particulièrement aux systèmes complexes est proposée. La SMA est notamment mise à contribution pour faire face à cette complexité.

1.3 Structure de la thèse

Ce manuscrit constitue une thèse par articles. Ainsi ses contributions sont intégrées sous forme d'articles scientifiques de manière à répondre aux objectifs du projet de recherche, présentés au troisième chapitre de ce document. La figure 1.1 illustre l'articulation générale des chapitres de la thèse.

À la suite de cette introduction, le second chapitre présente une revue de la littérature sur la problématique de recherche. Les concepts de base utilisés dans le travail de recherche sont d'abord présentés. Les limites de ces concepts auxquelles la thèse apporte une contribution sont énoncées. Comme introduit succinctement ci-dessus, ces limites concernent l'inclusion des aspects temporels, des comportements humains et de l'effet rebond lors de la modélisation de la phase d'utilisation en ACV. Ces limites amènent par ailleurs à s'intéresser aux concepts de systèmes complexes et systèmes sociotechniques.

Le troisième chapitre mobilise les concepts vus dans la revue de littérature et leurs limites afin de proposer les objectifs du projet de recherche. La méthodologie générale utilisée pour atteindre ces objectifs est aussi discutée. Les détails de chaque étape de la méthodologie générale sont précisés dans les chapitres postérieurs (chapitres 4 à 6).

¹ Entendu ici comme tout produit ayant subi une transformation par l'homme et s'opposant ainsi aux produits provoqués par un phénomène naturel.

Les trois chapitres suivants (chapitres 4 à 6) présentent les articles scientifiques qui ont été publiés ou soumis dans des journaux scientifiques. Chacun des articles répond à un objectif spécifique de la thèse. Le chapitre 4 répond au besoin d'intégration des comportements humains en ACV, le chapitre 5 discute des approches possibles pour inclure les aspects temporels de la phase d'utilisation, et finalement le chapitre 6 analyse l'effet rebond pouvant apparaître lors de cette phase. Les articles sont transcrits tels qu'ils ont été publiés ou soumis aux journaux scientifiques.

Des résultats complémentaires et une discussion critique des concepts de la thèse sont ensuite présentés dans le chapitre 7. Des résultats supplémentaires concernant l'effet rebond et l'ACV de l'étude de cas de la thèse sont fournis au chapitre 7.

Dans le chapitre 8, les résultats des travaux de recherche sont discutés en montrant comment les objectifs spécifiques énoncés dans le chapitre 3 ont été atteints. Les limites des travaux de recherche sont également soulignées avant de conclure le chapitre en proposant des recommandations pour de futurs travaux de recherche.

Finalement, le chapitre 9 conclut la thèse en synthétisant ses contributions à la modélisation de la phase d'utilisation lors de l'ACV des systèmes complexes.

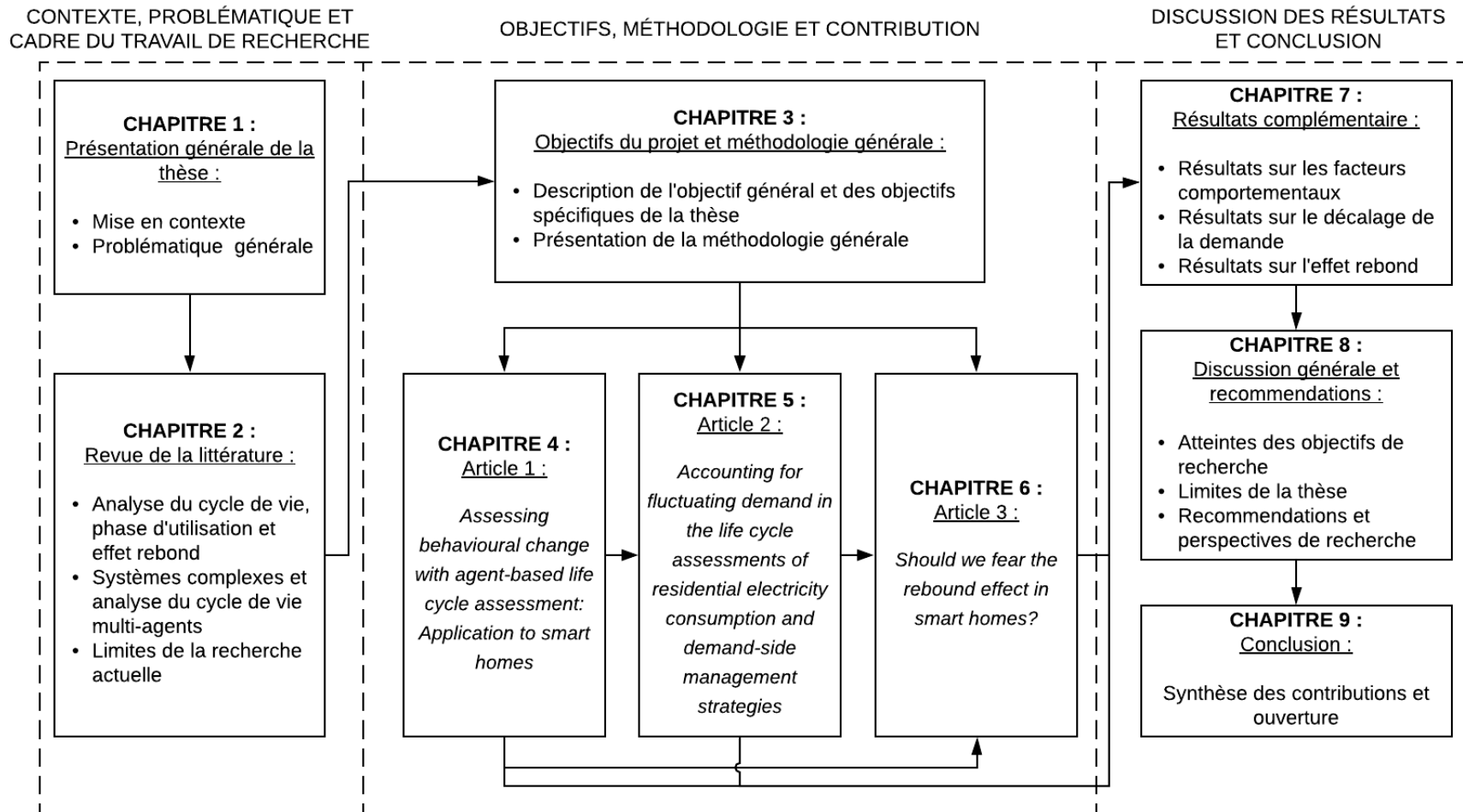


Figure 1.1 Organisation générale des chapitres de la thèse

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre est divisé en deux sections. La première revoit le concept d'analyse du cycle de vie en portant une attention particulière à la phase d'utilisation et l'effet rebond. La seconde partie analyse la littérature combinant l'analyse du cycle de vie et la simulation multi-agents. Pour chacune des sections, les concepts généraux sont discutés avant d'en souligner les limites actuelles. La manière dont cette thèse contribue à répondre à ces limites est ensuite présentée.

2.1 Analyse du cycle de vie, modélisation de la phase d'utilisation et effet rebond

L'ACV est un outil d'aide à la décision permettant d'évaluer de manière quantitative les impacts environnementaux potentiels des produits et services tout au long de leur cycle de vie, du « berceau au tombeau », c'est-à-dire de l'extraction des matières premières à la fin de vie en passant par les phases de production, de distribution et d'utilisation. Sa force provient de sa vision holistique qui permet de prendre conscience des déplacements d'impacts d'une phase du cycle de vie à une autre ou d'un problème environnemental à un autre (Jolliet, Saadé, & Crettaz, 2010). L'ACV permet ainsi de comprendre les conséquences sur l'environnement (biosphère) des activités humaines (technosphère) (Hellweg & i Canals, 2014).

Bien que normalisée (International standard organization, 2006a), l'ACV possède toujours des défis tels que la diminution de l'incertitude des conclusions lors des études ou la prise en compte d'effets indirects qui échappe au cadre ISO initial (Earles & Halog, 2011; Sandén & Karlström, 2007). La normalisation elle-même a aussi été remise en question du fait de son manque de précision (qui se prête trop à l'interprétation de ses lignes directrices) (Weidema, 2014).

Malgré ses faiblesses, l'ACV est considérée comme la meilleure méthode actuellement disponible permettant d'évaluer les impacts environnementaux des produits par certains gouvernements (European Commission, 2003), et ainsi celle-ci est de plus en plus incorporée comme support d'information pour établir les politiques visant à atteindre des objectifs

environnementaux comme la réduction des émissions de gaz à effet de serre (European Commission, 2003; Pothen, 2010).

L'ACV comprend quatre étapes encadrées par les normes ISO 14040 et ISO 14044 (International standard organization, 2006a, 2006b) (figure 2.1) :

- Définition des objectifs et du champ de l'étude ;
- Inventaire du cycle de vie (ICV) ;
- Évaluation des impacts du cycle de vie (EICV) ;
- Interprétation.

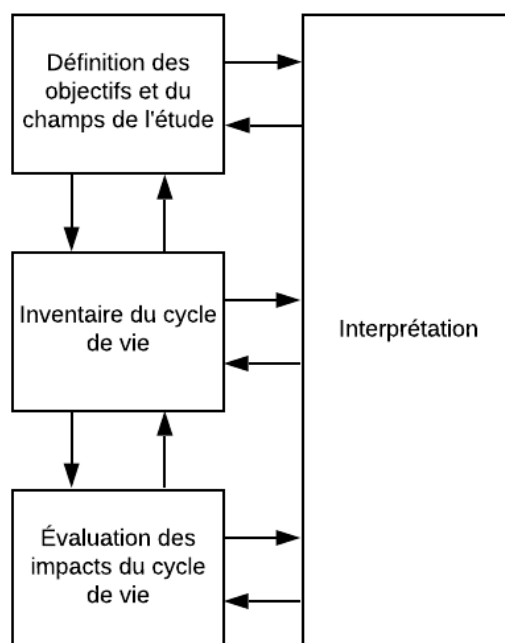


Figure 2.1 Étapes de la méthodologie d'analyse du cycle de vie selon ISO 14040:2006

La phase de définition des objectifs et du champ de l'étude détermine la portée et les conditions dans lesquelles l'ACV va être réalisée. C'est une phase critique puisque toute l'étude va ensuite être conduite en fonction des paramètres qui sont définis dans cette phase. Lors de cette étape, les fonctions principales et secondaires du système de produits, l'unité fonctionnelle (qui est la fonction quantifiée d'un système utilisée comme référence) et les frontières du système sont indiquées.

L'ICV est l'étape de la méthodologie où sont répertoriés tous les flux de matières et d'énergie entrants et sortants (flux dits économiques) ainsi que l'ensemble des substances extraites ou émises à l'environnement (flux dits élémentaires) du système étudié.

Les données de l'inventaire du cycle de vie sont ensuite agrégées dans différentes catégories d'impacts grâce à des facteurs de caractérisation lors de l'EICV. Plusieurs niveaux d'agrégation ont été définis en ACV selon l'emplacement dans la chaîne de cause à effet. Les indicateurs de niveau problème (midpoint) sont moins incertains dans la quantification de l'impact, mais peuvent être plus complexes à interpréter. À l'inverse, les indicateurs de niveau dommage (endpoint) sont plus incertains, mais plus facile à communiquer au grand public.

Enfin, l'étape d'interprétation discute les résultats, aux vues des hypothèses effectuées. Des analyses de sensibilité (variation des paramètres de l'étude) peuvent être conduites lors de cette étape afin d'explorer la robustesse des conclusions vis-à-vis des hypothèses de l'étude.

L'ACV environnementale est utilisée pour répondre à deux grands types de questions : 1) quels sont les impacts environnementaux potentiels d'un produit/service donné (ACV dite attributionnelle) ? 2) quelles sont les conséquences environnementales potentielles d'une décision (ACV dite conséquentielle) (Baustert & Benetto, 2017) ? La méthode s'est beaucoup développée depuis ses débuts dans les années 1960, notamment en étant appliquée à des systèmes de plus en plus complexes (Bjørn, Owsianiak, Molin, & Hauschild, 2018; Hellweg & i Canals, 2014). Des études ACV se sont par exemple intéressées à des flottes entières de véhicules (Cucurachi et al., 2019; Querini & Benetto, 2015) ou des systèmes agricoles à l'échelle du territoire (Bichraoui-Draper, Xu, Miller, & Guillaume, 2015; Marvuglia et al., 2017). La méthode fait toujours face à des limites, par exemple lors de la modélisation de la phase d'utilisation et de potentiels effets rebonds (c'est-à-dire une augmentation de la demande à la suite de l'introduction d'une technologie plus efficace) (di Sorrentino et al., 2016; Hellweg & i Canals, 2014; Pohl et al., 2019).

2.1.1 La modélisation de la phase d'utilisation

La phase d'utilisation peut être responsable de 50 à 80 % des impacts environnementaux de l'ensemble du cycle de vie pour certains systèmes (par exemple pour les équipements ménagers)

(di Sorrentino et al., 2016). Ce chiffre peut atteindre 90 % pour le bâtiment (Buyle et al., 2013). Par conséquent, les variations possibles de la phase d'utilisation peuvent grandement changer les résultats de l'analyse du cycle de vie pour ces systèmes. Par exemple, différentes hypothèses sur le temps passé à prendre les nouvelles selon le type de média (journal imprimé ou numérique) peuvent changer les conclusions de l'ACV (Reichart, 2002). Les scénarios décrivant la phase d'utilisation en ACV sont, cependant, souvent basés sur des hypothèses rudimentaires (di Sorrentino et al., 2016). Afin de parfaire le réalisme de l'ACV et son utilité en tant qu'outil d'aide à la décision, il est donc primordial de porter une attention particulière à la modélisation de la phase d'utilisation, lors de l'ACV des systèmes pour lesquels cette phase contribue grandement aux impacts environnementaux.

Du fait de l'emploi de l'unité fonctionnelle, le choix des scénarios d'utilisation lors d'une ACV comparative, est souvent celui d'une parfaite substitution entre les alternatives. En réalité, un individu n'adopte pas forcément les mêmes comportements selon l'alternative. Un article de synthèse sur les ACV comparant des produits en papiers et des alternatives numériques montre ainsi que la plupart des études considèrent l'unité fonctionnelle comme étant un produit et non un service (Bull & Kozak, 2014). Cette approche facilite la modélisation pour le praticien, mais ne permet pas de quantifier l'impact de l'utilisation réelle du produit (Bull & Kozak, 2014). Par exemple, une étude comparant magazines imprimés et magazines numériques, note que les conclusions sont limitées par le manque de données sur l'utilisation des médias permettant la lecture d'un magazine (Ahmadi Achachlouei, Moberg, & Hochschorner, 2015). Une autre étude a montré que le temps passé à prendre les nouvelles sur différents médias diverge (25 minutes pour un journal télévisé contre 10 minutes sur un journal numérique), et que la fonction de chaque média n'était pas exactement équivalente (Reichart, 2002). Un journal imprimé est souvent lu plus minutieusement qu'un journal numérique où l'utilisateur survole plusieurs courts articles, l'unité fonctionnelle n'étant par conséquent pas exactement la même (Reichart, 2002). Cette remarque a été généralisée à l'ensemble des TIC où bien souvent les paramètres choisis pour la phase d'utilisation vont grandement influencer les résultats de l'ACV (Arushanyan et al., 2014).

Les utilisateurs ne se comportent pas non plus de la même manière selon par exemple leurs milieux socioculturels, leurs âges ou leurs sexes. Prendre en compte cette hétérogénéité peut non seulement améliorer le réalisme de l'ACV, mais aussi fournir des éléments permettant d'évaluer le potentiel et les moyens permettant des changements de comportements (par exemple pour

permettre l'atteinte de l'objectif de développement durable 12.8) (di Sorrentino et al., 2016; Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018). Raihanian et al. (2018) ont ainsi démontré que l'efficacité d'un appareil de retour d'information sur la consommation énergétique à changer les comportements des utilisateurs dépendait entre autres de l'attitude et du réseau social de l'utilisateur, deux éléments propres à ce dernier (Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018).

L'étude de Raihanian et al. (2018) est aussi un exemple d'évaluation d'une technologie visant à changer les comportements de ses utilisateurs : un compteur intelligent accompagné d'un dispositif de retour d'information comparatif. Ce retour d'information comparatif constitue un « nudge », une politique comportementale visant à changer les comportements. Plus précisément, un nudge (littéralement « coup de coude » en anglais, mais plutôt traduit par « coup de pouce » en français) est une architecture de choix visant à influencer la prise de décision des individus dans une direction prévue tout en préservant leurs libertés de choix. Comprendre quelle architecture de choix est plus favorable d'un point de vue environnemental est donc un autre avantage à une modélisation plus fine de la phase d'utilisation.

La structure actuelle de l'ACV ne permet pas non plus de prendre en compte les dynamiques des comportements des utilisateurs (Miller, Moysey, Sharp, & Alfaro, 2013; Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018). Comprendre et modéliser ces dynamiques sont cependant primordial pour évaluer les impacts environnementaux des systèmes pouvant changer les comportements des utilisateurs, par exemple les TIC (di Sorrentino et al., 2016). Ces dernières contribuent en effet à changer les façons de travailler, se déplacer ou de magasiner (par exemple avec le télétravail, les services d'autopartage et les achats en ligne respectivement) (Börjesson Rivera, Eriksson, & Wangel, 2015; Pohl et al., 2019; Røpke & Christensen, 2012). En déterminant, par exemple, si c'est l'utilisation du produit qui va être étudié ou le service délivré par celui-ci, le choix de l'unité fonctionnelle joue aussi un rôle crucial dans la modélisation de la phase d'utilisation.

Certaines études ont ainsi cherché à redéfinir la notion d'unité fonctionnelle afin de mieux prendre en compte les comportements humains lors de la phase d'utilisation. Par exemple, Hofstetter et al. proposent d'utiliser comme unité de comparaison la satisfaction et l'augmentation du bonheur au lieu de la description traditionnelle de l'unité fonctionnelle en unité physique (Hofstetter, Madjar, & Ozawa, 2006). Ce changement de paradigme permettrait de mieux saisir la consommation durable dans le duo consommation durable/production durable,

ainsi que d'inclure dans l'analyse environnementale des effets indirects tels que les effets rebonds (Hofstetter et al., 2006).

Une approche plus pragmatique a été proposée par Goedkoop et al. (1999). Selon ces derniers, plusieurs niveaux de définition de l'unité fonctionnelle (étroite ou large) peuvent être envisagés selon le contexte de l'étude (Goedkoop, 1999). Dans le cas d'un système de transport, une définition étroite de l'unité fonctionnelle serait « une personne-kilomètre ». Une définition plus large serait « les déplacements domicile-travail d'un ménage pendant un mois ». Dans le premier cas, on s'intéresse aux impacts environnementaux des moyens de transport (par exemple comparer l'utilisation de la voiture et du train). Dans le second cas, on étudie les impacts environnementaux d'une activité, dont l'accomplissement peut impliquer différents moyens de transport (selon le jour de la semaine par exemple). Une définition plus large de l'unité fonctionnelle (et finalement du champ de l'étude) peut ainsi nécessiter des informations vis-à-vis des comportements des utilisateurs d'un système. Par exemple, lorsque l'on évalue les impacts environnementaux de l'introduction d'un système de transport en autopartage, il est nécessaire de se questionner sur les changements que cela peut entraîner sur la façon dont la voiture, les transports en commun et le vélo vont être utilisés (Goedkoop, 1999).

Une définition plus large de l'unité fonctionnelle (ou champ de l'étude) peut également amener l'analyse à s'intéresser aux effets rebonds potentiels du système étudié (Goedkoop, 1999), un phénomène intimement lié aux comportements des utilisateurs.

2.1.2 L'effet rebond

L'effet rebond se définit comme l'augmentation de la demande en réponse à l'amélioration de l'efficacité d'un produit/service. Sa découverte est attribuée à l'économiste du XIXe siècle William Stanley Jevons. Ce dernier a remis en cause la pertinence des stratégies de préservation des ressources de charbon au Royaume-Uni qui visaient à améliorer l'efficacité des technologies utilisant ce minerai. Il défendait ainsi la thèse selon laquelle un gain d'efficacité augmenterait la consommation du charbon au lieu d'en préserver les ressources (Figure 2.2) (Alcott, 2005). L'effet rebond est depuis débattu et étudié au sein du domaine de l'économie de l'énergie et s'est

immiscé dans d'autres domaines de recherche tels que l'écologie industrielle ou l'étude du transport (Vivanco & van der Voet, 2014).

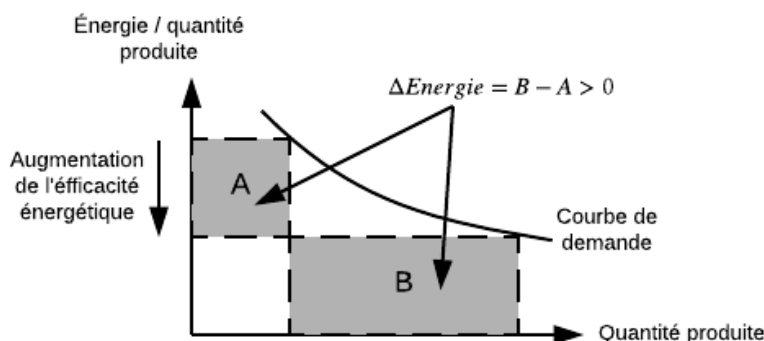


Figure 2.2 Paradoxe de Jevons : la quantité d'énergie utilisée après l'amélioration de l'efficacité énergétique (B) est supérieure à celle qui précède l'amélioration de l'efficacité énergétique (A)

Quatre grands types d'effet rebond sont usuellement définis dans la littérature (Pohl et al., 2019; Vivanco & van der Voet, 2014) :

1. L'effet rebond direct : est un changement individuel de consommation ou de production d'un produit/service à la suite d'un changement d'efficacité de ce même produit/service ;
2. L'effet rebond indirect : est un changement individuel de consommation ou de production d'autres biens et services (que celui qui subit un changement) à la suite d'un changement d'efficacité d'un produit/service ;
3. L'effet rebond structurel : est un changement global de consommation ou de production comme réponse systémique du marché au changement de la demande totale, elle-même induite par un changement d'efficacité d'un produit/service ;
4. L'effet rebond transformationnel : est un changement global de consommation ou de production comme réponse sociétale systémique au changement des préférences des consommateurs, des institutions sociales ou de l'organisation de la production, lui-même induit par un changement d'efficacité d'un produit/service.

Un exemple d'effet rebond direct est l'augmentation de la consommation d'ampoule suivant l'introduction d'ampoules à diodes électroluminescentes (Hicks & Theis, 2014). La réduction de la consommation énergétique due à l'efficacité des ampoules à diode électroluminescente entraîne une réduction de la facture énergétique. Celle-ci permet au consommateur d'installer des

ampoules supplémentaires, modérant ainsi la réduction de la consommation énergétique initiale (Hicks & Theis, 2014).

Un exemple d'effet rebond indirect est celui de la réduction du gaspillage alimentaire. Celle-ci entraîne une diminution des dépenses pour l'achat de nourriture ce qui entraîne à son tour une augmentation des dépenses dans d'autres secteurs de la consommation. Les réductions d'impacts environnementaux (dus à la diminution du gaspillage alimentaire) sont alors atténuées par les impacts des produits ou services qui ont été acquis grâce aux économies liées à la réduction du gaspillage (Druckman et al., 2011).

L'effet rebond structurel a été modélisé, par exemple, dans le cas d'un changement de diète des habitants de l'Union européenne (Tukker et al., 2011). Trois scénarios de régime alimentaire ont été modélisés, dont un réduisant la consommation de viande rouge. Un modèle entrées-sorties européen étendu à l'environnement (E3IOT) et un modèle d'équilibre partiel pour le secteur agricole (CAPRI) ont ensuite été utilisés pour modéliser l'effet de chaque scénario sur l'économie de l'Union européenne et les impacts environnementaux associés. Selon l'étude, la réduction de consommation de viande rouge permet de diminuer de 8 % les impacts environnementaux. En prenant en compte l'effet rebond indirect (lié aux économies réalisées par les ménages), cette réduction diminue à 1,8 % puis, en prenant en compte l'effet rebond structurel (lié aux changements de la demande en produits agricoles), cette réduction d'impact diminue à 0,5 %. Les auteurs expliquent que selon le modèle CAPRI, la diminution de consommation de viande rouge n'entraîne pas une diminution significative de la production puisque la viande est alors exportée.

En raison de la complexité des phénomènes en jeux, l'effet rebond transformationnel n'a été que peu étudié. Une étude ACV sur les bus utilisant des piles à combustible a cependant modélisé un tel effet rebond (Sandén & Karlström, 2007). Afin de prendre en compte des changements qui vont au-delà des relations de cause à effet entre l'offre et la demande, l'étude utilise une courbe d'expérience et des scénarios prospectifs. Les auteurs ont ainsi démontré que les effets de rétroaction positifs liés à l'introduction d'une nouvelle technologie (hors de simples mécanismes de marché), comme les économies d'échelle et l'apprentissage, pouvaient entraîner un effet rebond négatif (c'est-à-dire des réductions d'impacts environnementaux supplémentaires).

Il existe également d'autres types de classification de l'effet rebond, par exemple selon l'échelle de temps considéré ou le mécanisme causant l'effet rebond (par exemple psychologique plutôt que purement économique (Hofstetter et al., 2006; Pohl et al., 2019; Santarius & Soland, 2018)). Les sciences environnementales et l'écologie industrielle ont donc élargi la notion d'effet rebond des économistes de l'énergie en prenant en compte plusieurs métriques environnementales, et en considérant différentes causes de l'effet rebond (par exemple le temps, le volume, et les facteurs psychologiques) (Vivanco & van der Voet, 2014). Plusieurs approches pour son estimation ont aussi été développées. Elles combinent souvent plusieurs outils ou méthodes, par exemple l'ACV et la SMA (Hicks & Theis, 2014), ou l'ACV et les tables entrées-sorties étendues à l'environnement (Font Vivanco, Freire-González, Kemp, & van der Voet, 2014).

Lors d'une ACV, l'hypothèse de *ceteris paribus* ou de demande constante est souvent implicitement supposée (Girod, de Haan, & Scholz, 2011). Cependant, la prise en compte du changement (d'une variable économique, d'un comportement) pouvant être induit lors de l'introduction d'une alternative à un produit/service peut parfois changer significativement les conclusions de l'étude. Par exemple, augmenter annuellement de 50 % l'efficacité de l'utilisation d'eau en Espagne pourrait au contraire en augmenter légèrement sa consommation au lieu de la diminuer si l'on inclut l'effet rebond structurel (Freire-González, 2019). Au demeurant de n'être que rarement inclus dans les études environnementales (Hellweg & i Canals, 2014; Pohl et al., 2019), plusieurs éléments limitent actuellement la prise en compte de l'effet rebond. Le premier est le besoin d'une clarification du concept (Font Vivanco, McDowall, Freire-González, Kemp, & van der Voet, 2016a). Une autre amélioration possible serait la standardisation de la méthode et des données utilisées ; par exemple de l'ACV hybride (c'est-à-dire l'utilisation de l'ACV en combinaison avec les tables EEIO) qui est souvent utilisé pour évaluer l'effet rebond (Crawford, Bontinck, Stephan, Wiedmann, & Yu, 2018; Font Vivanco, Tukker, & Kemp, 2016b). Enfin, la prise en compte d'aspects temporels tel que l'émergence de nouveaux comportements (Font Vivanco et al., 2016a) et l'utilisation de données comportementales sont deux limites de la recherche sur l'effet rebond qui sont particulièrement pertinentes pour la modélisation de la phase d'utilisation (Pohl et al., 2019).

2.1.3 Les limites actuelles de la modélisation de la phase d'utilisation et de l'effet rebond en analyse du cycle de vie

Un certain nombre d'auteurs ont souligné l'importance de la modélisation de la phase d'utilisation en ACV et notamment de la prise en compte des comportements humains (di Sorrentino et al., 2016; Goedkoop, 1999; Miller et al., 2013). Ces considérations sont particulièrement importantes pour les systèmes dont les impacts de la phase d'utilisation sont prépondérants et qui ont le potentiel de changer les comportements des utilisateurs, par exemple les TIC (Ahmadi Achachlouei et al., 2015; Arushanyan et al., 2014; Pohl et al., 2019; Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018). Un autre effet lié aux comportements humains est le phénomène d'effet rebond qui n'est encore que rarement inclus en ACV (di Sorrentino et al., 2016; Vivanco & van der Voet, 2014).

Après avoir discuté ci-dessus de la recherche actuelle, quelques limites de la modélisation de la phase d'utilisation et de l'effet rebond en analyse du cycle de vie sont soulignés :

- L'hétérogénéité des utilisateurs (par exemple du fait de leur milieu socioculturel) n'est pas prise en compte par l'ACV ;
- Le choix de scénarios d'utilisation trop simplistes et d'un champ de l'étude trop étriqué peut limiter la prise en compte des comportements humains et de l'effet rebond ce qui peut conduire à une représentation erronée de la réalité ;
- La structure statique de l'ACV ne permet pas non plus de prendre en compte les dynamiques des comportements des utilisateurs ;
- Les aspects temporels de la phase d'utilisation lors de l'estimation de l'effet rebond sont aussi négligés dans les études actuelles.

Cette thèse propose des approches capables de répondre aux limites identifiées ci-dessus. Les contributions de ce projet doctoral sont liées à la modélisation de la phase d'utilisation, de l'effet rebond et de leurs aspects temporels. La figure 2.3 illustre ces contributions.

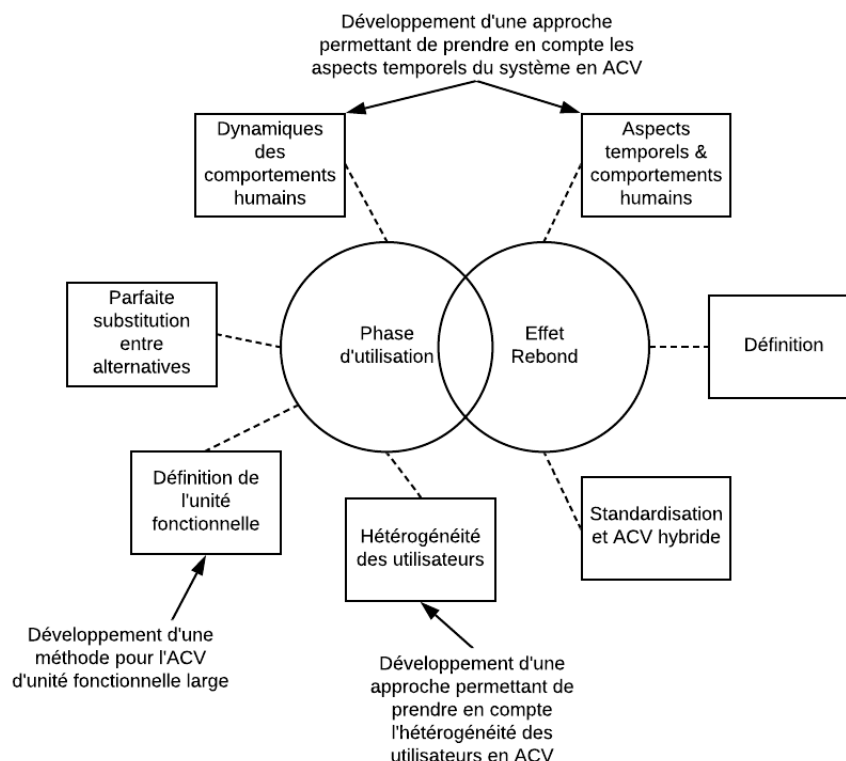


Figure 2.3 Positionnement des contributions de la thèse pour la modélisation de la phase d'utilisation et de l'effet rebond

2.2 Systèmes complexes et analyse du cycle de vie multi-agents

Une limite redondante de l'ACV entrevue lors de la section précédente est la prise en compte des aspects temporels lors de l'évaluation environnementale. Par exemple, la prise en compte des aspects dynamiques des comportements humains et de l'effet rebond limite encore l'ACV pour certains systèmes comme les TIC. De plus, la prise en compte d'éléments tels que les comportements humains, l'effet rebond ainsi qu'une définition large du champ de l'étude implique nécessairement d'étudier les relations entre les artefacts et leurs utilisateurs. Ces éléments amènent ainsi à s'intéresser aux systèmes complexes et aux systèmes sociotechniques (définis ci-après).

2.2.1 Systèmes complexes et aspects temporels en analyse du cycle de vie

2.2.1.1 Définitions des systèmes complexes

Un système complexe est un système dans lequel :

Un réseau de composants sans contrôle central et agissant selon des règles relativement simples donne lieu à un comportement collectif difficile à prévoir à partir des composants individuels et dans lequel une adaptation par apprentissage et évolution peut avoir lieu. (Mitchell, 2009), p13 (traduction libre).

Ces systèmes sont caractérisés par une organisation en réseau, dans lequel aucun nœud n'exerce de contrôle central. Ce sont des systèmes soumis à une auto-organisation, dans lesquels l'organisation globale émerge de l'interaction entre les entités constitutives du système (Mitchell, 2009). La notion d'émergence renvoie à la difficulté de prédiction du comportement du système à partir de celui de ces entités, en d'autres mots, dans de tels systèmes, le tout est supérieur à la somme des parties. Un système complexe est dit adaptatif si l'adaptation de ces éléments joue un rôle prépondérant (par exemple dans le cas d'une colonie de fourmis ou de la bourse), ou non adaptatif sinon (par exemple dans le cas d'un ouragan ou d'une rivière) (Mitchell, 2009).

Parmi les systèmes complexes adaptatifs, il est également possible de distinguer deux grandes catégories : les systèmes complexes entièrement naturels et ceux faisant intervenir des artefacts. Ces derniers sont dénommés systèmes sociotechniques et ce sont ceux qui sont étudiés en ACV. Un système sociotechnique est un système dans lequel la production et l'utilisation d'artefacts (ou technologies) sont distinguées, mais étudiées comme un tout (Geels, 2012). De tels systèmes peuvent être représentés par deux réseaux interconnectés : un réseau d'acteurs et un réseau technologique (Van Dam, Nikolic, & Lukszo, 2012). Ces réseaux co-évoluent et forment un système complexe adaptatif : le nombre de nœuds et de liens inter et intra réseaux changent en fonction du temps représentant l'influence constante qu'exerce la dimension technique sur la dimension sociale et inversement. Des exemples de systèmes sociotechniques sont les villes (Deng et al., 2018; Williams, 2017), les systèmes de transport (Falde & Eklund, 2015; Geels, 2012) ou encore les sites miniers (Weiser, Lutz, Lang, & Kümmerer, 2017).

Une dimension prépondérante des systèmes complexes et pourtant trop souvent négligée est le temps (Van Dam et al., 2012).

2.2.1.2 Les aspects temporels en analyse du cycle de vie

Bien que le temps joue un rôle important dans les impacts sociaux, économiques et environnementaux des activités humaines, l'ACV est avant tout un outil statique (Fauzi, Lavoie, Sorelli, Heidari, & Amor, 2019; Reap, Roman, Duncan, & Bras, 2008). Cette section explore ainsi les défis liés à l'inclusion des aspects temporels lors de l'évaluation des impacts environnementaux et des impacts socio-économiques d'un système.

Vis-à-vis des impacts socio-économiques, le temps reconfigure les dynamiques sociales entre les parties prenantes, ce qui peut changer les conclusions de l'analyse selon la période qui est étudiée (Jones, McGinlay, & Dimitrakopoulos, 2017; Karami, Karami, Buys, & Drogemuller, 2017; Merveille, 2014b). Une étude de cas au Pérou a par exemple démontré que l'impact social des activités minières sur leurs parties prenantes fait plus partie du registre de la contagion (qui sous-entend un certain degré de temporalité) que de celui de la collision (Merveille, 2014b). Ainsi, au début du projet minier, les travailleurs sont les premiers touchés par les activités illicites (prostitution, drogue) se développant en marge de celui-ci. Au fur et à mesure du développement du projet d'extraction, c'est au tour des paysans, puis des enfants des régions alentour d'être touchés par les externalités du projet (Merveille, 2014a, 2014b). Autrement dit, une lecture atemporelle (mécanique) de l'impact social au contraire d'une analyse « épidémiologique » ne permet pas de comprendre les effets du temps sur les dynamiques sociales. Combiner l'ACV sociale avec d'autres outils tels que la modélisation multi-agents permettrait ainsi d'ajouter des éléments dynamiques aux chaînes de cause à effet de l'impact social (McCabe & Halog, 2018).

Pour les impacts environnementaux, des études ont également démontré que les conclusions de l'ACV pouvaient changer si l'on incluait ou non des aspects temporels. Levasseur et al. ont par exemple démontré qu'inclure les dynamiques en jeux dans la chaîne de cause à effet de l'impact sur le changement climatique pouvait changer les conclusions de l'ACV comparative d'un biocarburant et d'un carburant traditionnel (Levasseur, Lesage, Margni, Deschênes, & Samson, 2010). Une autre étude comparant une maison en bois avec une maison en béton, démontre que même si les conclusions ne changent pas vis-à-vis de l'option la moins impactante, la prise en compte des aspects temporels change l'ampleur de la différence d'impact entre les deux options (Fouquet et al., 2015).

Bien que l'ACV dynamique requière à la fois un inventaire et des facteurs de caractérisation différenciés dans le temps, aucune indication n'est fournie par la méthodologie de Levasseur et al. pour l'établissement de l'ICV dynamique. Plusieurs méthodologies ont donc été proposées par la suite afin de construire un ICV différencié dans le temps (Beloïn-Saint-Pierre, Heijungs, & Blanc, 2014; Cardellini, Mutel, Vial, & Muys, 2018; Dandres et al., 2017a; Kono, Ostermeyer, & Wallbaum, 2017; Tiruta-Barna, Pigné, Navarrete Gutiérrez, & Benetto, 2016). Des facteurs de caractérisation dynamiques ont aussi été développés pour la catégorie d'impact de la toxicité (Shimako, Tiruta-Barna, Bisinella de Faria, Ahmadi, & Spérandio, 2018). Enfin, une étude sur la production de blé au Royaume-Uni a montré qu'il était possible d'inclure à la fois la variabilité temporelle et la variabilité spatiale dans l'ACV (Maier, Mueller, & Yan, 2017). Les auteurs notent cependant que les bases de données génériques utilisées en ACV ne permettent pas d'avoir un inventaire détaillé dans le temps (Maier et al., 2017).

Ce problème a cependant été résolu dans le cas des systèmes électriques. Pour ces systèmes, des données en temps réels – ou presque – permettent de construire des inventaires temporels détaillés (Dandres et al., 2017a; Milovanoff, Dandres, Gaudreault, Cheriet, & Samson, 2018; Riekstin, Langevin, Dandres, Gagnon, & Cheriet, 2018). Parce que dans les systèmes électriques différentes technologies sont utilisées à différents moments de la journée, ne pas prendre en compte les aspects temporels dans l'ICV peut conduire à des surestimations ou sous-estimations d'impacts (Milovanoff et al., 2018). Une étude sur le système électrique allemand a par exemple montré que l'utilisation d'un inventaire moyen annuel plutôt qu'un inventaire horaire pouvait conduire à des erreurs allant jusqu'à 34 % selon la période de l'année (Kono et al., 2017). Selon l'étude, les erreurs étaient particulièrement élevées la nuit et le weekend et étaient dues à la présence plus ou moins élevée d'énergie renouvelable dans le mix allemand à ces périodes. Une autre étude a conduit à des résultats similaires en France, démontrant, cette fois-ci, une forte variabilité temporelle des impacts du système électrique liée aux saisons (Roux, Schalbart, & Peuportier, 2016).

Ces méthodes s'intéressent à inclure les aspects temporels liés à la production d'une certaine unité fonctionnelle. Peu d'études se sont en revanche intéressées aux aspects temporels de l'unité fonctionnelle elle-même, ou, autrement dit, de la phase d'utilisation. Comme cela a déjà été mentionné plus haut, les scénarios utilisés pour modéliser l'utilisation en ACV sont rudimentaires (di Sorrentino et al., 2016). Ces scénarios sont souvent statiques et ne prennent pas en compte les

changements de demande pour une certaine fonction qui peuvent exister. Si l'on prend l'exemple de l'utilisation d'un serveur informatique abritant un service de streaming, un scénario d'utilisation pourrait être la demande moyenne horaire du serveur durant une journée. Cependant, il est possible que certains jours voient un accroissement du trafic à certaines heures, par exemple lors d'un événement comme le Super Bowl ou la coupe du monde de football. Si ces périodes atypiques correspondent à des périodes atypiques de la production d'électricité alimentant le serveur, on voit qu'une erreur importante peut être commise en utilisant la consommation horaire d'une journée moyenne.

Enfin, il n'est pas clair dans la littérature quelle approche d'ACV doit être privilégiée lorsque des aspects temporels sont pris en compte dans l'étude. Certains auteurs argumentent que les ICV dynamiques peuvent servir à fournir des données à l'ACV conséquentielle (Querini & Benetto, 2015). D'autres chercheurs adoptent une approche attributionnelle (Milovanoff et al., 2018; Roux et al., 2016), ou bien une approche conséquentielle (Collinge, Rickenbacker, Landis, Thiel, & Bilec, 2018; Dandres et al., 2017a). Certains auteurs ont ainsi proposé de combiner l'approche attributionnelle et l'approche conséquentielle (Collinge et al., 2018; Dandres et al., 2017a). Cette dernière approche est particulièrement adaptée au système sociotechnique puisqu'elle permet d'appréhender les impacts liés à un changement dans l'utilisation d'artefacts tout en comptabilisant les impacts des parties du système ne subissant pas de changement. Pour ce faire, des données moyennes sur le système peuvent être combinées avec des données marginales.

2.2.1.3 Exemple de système complexe sociotechnique : le système électrique

Le système électrique est un bon exemple de système sociotechnique : il est composé d'un réseau social d'acteurs entremêlé avec un réseau d'objets techniques (Batten, 2009; Eisenberg, Park, & Seager, 2017; Van Dam et al., 2012). Ce dernier est composé entre autres des centrales de génération d'électricité, des lignes de transmission ou encore des transformateurs. Le réseau social est entre autres constitué par les employés des fournisseurs d'électricité, les régulateurs, et les consommateurs des secteurs résidentiel, institutionnel, commercial et industriel. Les deux réseaux co-évoluent. Par exemple, les régulateurs du réseau social imposent des conditions affectant les fournisseurs d'électricité qui, eux-mêmes, affectent le réseau social, par exemple lors du choix d'installation de nouvelles centrales. Les consommateurs affectent également le réseau

électrique puisque celui-ci doit s'adapter à leur demande en électricité. Le réseau électrique affecte les consommateurs en retour par l'établissement des prix de l'électricité.

Du fait des impacts environnementaux importants du secteur de l'électricité et de production de chaleur (un quart des émissions de gaz à effet de serre totales en 2010 (Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2014)), de nombreuses solutions basées sur l'utilisation des TIC et visant à réduire ces impacts voient le jour. Il s'agit le plus souvent d'améliorer l'efficacité du système électrique en optimisant son fonctionnement. Les concepts de réseaux d'électricité, de villes, de domiciles et de compteurs intelligents ont ainsi été avancés dans la littérature.

Dans un réseau d'électricité intelligent, les TIC sont combinés avec l'infrastructure du réseau traditionnel pour aider à optimiser son fonctionnement, et notamment pour faciliter un meilleur équilibre entre demande et production d'électricité (Kakran & Chanana, 2018). Les systèmes électriques actuels adaptent la quantité d'électricité qu'ils produisent à la demande. Cela oblige les réseaux à posséder des capacités de génération importante pour pouvoir répondre aux pics de demandes qui surviennent au cours de l'année (typiquement une journée d'hiver dans les régions froides) ; mais ces capacités sont sous-utilisées le reste de l'année (typiquement pendant les nuits d'été). En moyenne, un réseau électrique utilise environ 50 % de sa capacité totale de génération (Strbac, 2008). Les capacités de générations les moins utilisées sont celles répondant aux pics de demande et sont généralement basées sur les énergies fossiles (Milovanoff et al., 2018). Un meilleur équilibre entre la demande et la production d'électricité permet ainsi d'éviter l'utilisation des capacités de génération du réseau électrique qui sont les plus néfastes pour l'environnement (Kakran & Chanana, 2018; Milovanoff et al., 2018).

En facilitant la maîtrise de la demande en énergie, c'est-à-dire les techniques visant à réduire la consommation d'énergie et équilibrer la production et la demande (Warren, 2014), les réseaux électriques intelligents permettent ainsi de diminuer les impacts environnementaux liés à la production et la consommation d'électricité (Kakran & Chanana, 2018). De plus, ces réseaux permettent une meilleure intégration des énergies renouvelables, là encore grâce à une meilleure adéquation entre la demande et la génération d'électricité (Kakran & Chanana, 2018; Wainstein & Bumpus, 2016). Par ailleurs, du fait de la maîtrise de la demande en énergie et de la plus grande facilité d'intégration des énergies renouvelables, le consommateur se trouve de plus en plus impliqué dans les réseaux d'électricité intelligents, ce qui implique des changements de

paradigmes dans le réseau électrique (figure 2.4) (Wainstein & Bumpus, 2016). Ces changements de paradigmes reconfigurent ainsi à la fois le réseau technologique et le réseau social du système sociotechnique constitué par le système électrique.

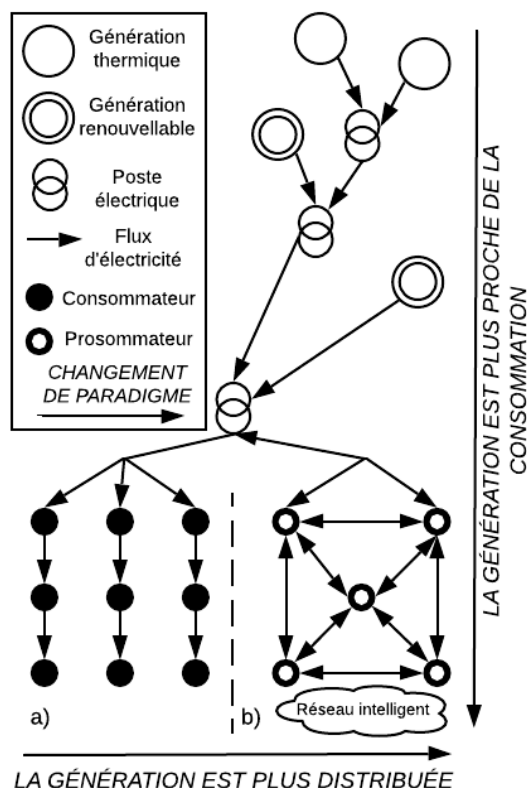


Figure 2.4 Changements de paradigmes lors du passage d'un réseau électrique a) traditionnel à b) intelligent (figure adaptée de [Wainstein & Bumpus, 2016])

Dans un réseau électrique intelligent, le consommateur est ainsi amené à avoir un rôle de plus en plus important, passant de simple consommateur à prosommateur (consommateur qui à la fois consomme et produit un bien ou service). Les prosommateurs s'échangent alors de l'électricité et de l'information de pair-à-pair en fonction de la génération et de la demande de chacun, à travers un modèle d'affaire de type collaboratif (Wainstein & Bumpus, 2016). L'intelligence fournie par l'infrastructure de TIC permet d'optimiser ces échanges. Cette infrastructure peut par exemple prendre la forme de domiciles et compteurs intelligents.

Un domicile intelligent combine des objets connectés (l'internet des objets) avec un compteur intelligent et un système d'automatisation (Paetz, Dütschke, & Fichtner, 2012). Elles impliquent aussi souvent un signal de prix variable provenant du réseau électrique. Les compteurs intelligents fournissent de l'information en temps réel à la fois au consommateur et au réseau. Ils

permettent par exemple des retours d'information comparatifs sur la consommation d'électricité des ménages (Asensio & Delmas, 2015). Les objets connectés réagissent à un signal extérieur, permettant, par exemple, de décaler leur demande d'électricité dans le temps. Enfin, le système d'automatisation optimise la consommation d'électricité du ménage (et permet d'aider à équilibrer la demande et la génération dans le système électrique) en programmant la demande des différents objets connectés, à partir par exemple du signal de prix variable. Un exemple de programme de développement de domiciles intelligents est le Smart ETS campus (Khazri, Nguyen, Arnouk, & Cheriet, 2015).

Enfin, pour effectuer l'ACV d'un système électrique, l'ACV-A ou l'ACV-C peuvent être utilisées. Dans l'approche attributionnelle, des données moyennes sur la production d'électricité sont utilisées. Cette approche est adaptée pour l'étude de la demande usuelle en électricité. Cependant, si c'est un changement de la demande qui est étudiée, l'approche conséquentielle, avec l'utilisation d'un mix marginal, est plus appropriée (Dandres et al., 2017a). En effet, si l'approche attributionnelle est utilisée pour étudier un changement dans la demande, il est implicitement supposé que toutes les technologies du mix électrique répondent au changement. Or dans la réalité, seulement certaines technologies répondent à un changement dans la demande en électricité, dépendamment de plusieurs facteurs comme le prix d'opération des centrales, la flexibilité des technologies (par exemple la vitesse à laquelle elles peuvent changer leur volume de production d'électricité) ou encore les contraintes du réseau de distribution d'électricité (par exemple du fait que les lignes haute tension ont des capacités limitées) (Dandres et al., 2017a). Le mix d'électricité marginal est donc constitué des technologies répondant au changement dans la demande alors que le mix moyen représente l'ensemble des technologies fournissant la demande usuelle en électricité (figure 2.5).

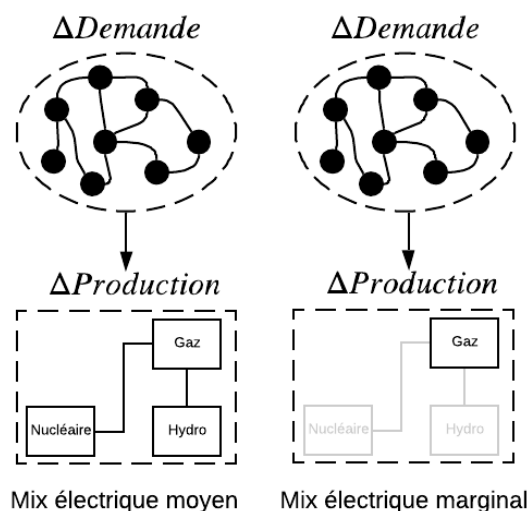


Figure 2.5 Approche attributionnelle (mix moyen) et conséquentielle (mix marginal) pour évaluer les impacts environnementaux d'un changement dans la demande en électricité

À travers l'exemple du réseau électrique intelligent, on remarque l'importance de la phase d'utilisation, où de nouvelles façons de consommer et produire de l'électricité apparaissent, impliquant notamment des décalages temporels de la consommation. La dimension sociale du système sociotechnique prend aussi plus d'ampleur avec une plus grande participation des consommateurs qui sont amenés à échanger de l'électricité de pair-à-pair.

2.2.2 Analyse du cycle de vie multi-agents

La SMA est un outil particulièrement adapté pour modéliser la complexité (Barbati, Bruno, & Genovese, 2012; Wilensky & Rand, 2015), dont celle inhérente aux systèmes sociotechniques (Van Dam et al., 2012). La SMA permet de modéliser et d'étudier la complexité et les phénomènes émergents tant pour des systèmes issus du monde naturel que des systèmes anthropiques. La SMA a été utilisée pour étudier de nombreuses questions, par exemple en écologie (Grimm et al., 2005), en chimie et en biologie (Agusdinata, Amouie, & Xu, 2015; Fullstone, Wood, Holcombe, & Battaglia, 2015), en économie (Dosi, Roventini, & Russo, 2019; Ponta, Raberto, Teglio, & Cincotti, 2018) ou encore en écologie industrielle (Davis et al., 2009; Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018). Elle a été utilisée par exemple pour comprendre la formation des bancs de poissons (Grimm et al., 2005), ou ce qui a pu conduire à l'abandon d'un site par une société précolombienne (Axtell et al., 2002).

L'objectif de la SMA est de comprendre comment émerge le comportement global du système depuis les comportements individuels des entités constitutives de celui-ci (entités dénommées agents) (Bichraoui-Draper et al., 2015). Les aspects temporels peuvent donc être pleinement représentés avec la SMA :

Une autre façon dont la SMA fournit plus d'information [...] est à travers sa riche conception du temps. [...] La SMA permet ainsi d'aller au-delà d'une vision statique du comportement du système vers une compréhension plus dynamique. De cette manière, la SMA donne un compte rendu détaillé du processus se déroulant dans le temps, et non pas uniquement l'état final du système. (Wilensky & Rand, 2015) p36 (traduction libre).

Pratiquement, la SMA permet de construire des modèles où les agents et leurs interactions (avec leurs environnements et entre eux) sont directement représentés. En fonction de ces interactions, les agents adaptent leurs comportements selon des règles préétablies lors de la simulation.

Avant de *simuler* (c.-à-d. imiter ou répliquer) le système étudié, la première étape de la SMA est de *modéliser* le système. Puis, à partir d'une situation initiale, on résout puis actualise le modèle à chacune des étapes de la simulation (qui peuvent par exemple représenter une coordonnée spatiale, une journée ou encore une heure). La simulation permet ainsi d'observer l'évolution du système modélisé. Elle permet de résoudre les problèmes qui sont trop complexes pour trouver une solution analytique et, comme la modélisation, elle fait le lien entre la théorie et le monde réel (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). Alors que l'expérimentation implique des objets réels, la simulation peut être vue comme l'action d'expérimenter sur un modèle plutôt que sur un objet réel (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). Enfin, la simulation est souvent réalisée à l'aide d'ordinateurs.

La SMA se distingue de la modélisation par équations (c.-à-d. la description d'un système avec un ensemble d'équations) sur plusieurs aspects. Premièrement, la SMA ne fait pas d'hypothèse sur l'homogénéité des constituants du système : chaque agent, qu'il représente une molécule, un ménage ou une organisation est individuellement caractérisé. Cet aspect est crucial puisque dans plusieurs systèmes, notamment ceux impliquant des sociétés humaines, l'hétérogénéité joue un rôle (Wilensky & Rand, 2015). Cette remarque fait par ailleurs écho aux recherches présentées à la section 2.1. Une autre différence est que dans la SMA le système n'est pas décrit dans son entier. Au lieu de résoudre les équations décrivant la dynamique du système, la SMA *génère* cette dynamique à partir des interactions entre les entités constitutives du système (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). Cette particularité en fait un paradigme particulièrement adapté aux systèmes

dont les éléments interagissent de façon discrète comme les systèmes complexes. Enfin, une autre distinction de la SMA par rapport à la modélisation par équation est qu'elle décrit des entités individuelles et non des agrégats. Il est ainsi possible d'obtenir des informations non seulement sur le comportement global du système, mais également sur celui de ses parties constitutives (Wilensky & Rand, 2015). Le tableau 2.1 illustre les similitudes entre les caractéristiques de la SMA et celles des systèmes sociotechniques.

Tableau 2.1 Similitudes entre la simulation multi-agents et les systèmes sociotechniques

Systèmes sociotechniques	Simulation multi-agents
Hétérogénéité des acteurs et des artefacts	Les agents de la SMA sont hétérogènes
Interactions intra et inter réseaux technologique et social	Les agents interagissent entre eux et avec leur environnement
Les éléments du système évoluent et s'adaptent à de nouvelles situations	Les agents peuvent s'adapter et évoluer au cours de la simulation

Bien que les origines de la SMA puissent être retracées jusque dans les années 70 avec le modèle de Schelling (Wilensky & Rand, 2015), son utilisation en ACV est plus récente. La première étude combinant SMA et ACV a ainsi été publiée en 2009 (Davis et al., 2009). Les auteurs concluent l'étude en mentionnant que la SMA peut être particulièrement utile à l'ACV lorsque des aspects socio-économiques influent sur le comportement du système étudié. De plus, ils ont démontré que la représentation matricielle du système en ACV (matrice technologique) pouvait être directement représentée avec un réseau d'agents dans la SMA, facilitant ainsi la cohérence entre les deux méthodes. Depuis, l'approche de Davis et al. (2009) a été reprise et modifiée afin d'étudier différents systèmes où le contexte socio-économique et son évolution revêtent une importance particulière.

La SMA et l'ACV peuvent être combinés de différentes façons : les données de sorties de la SMA peuvent servir comme données d'entrée de l'ACV, les données de sorties de l'ACV peuvent servir comme données d'entrée à la SMA (couplage unilatéral), et enfin les deux outils peuvent être couplés afin que leurs flux d'information circulent dans les deux sens (couplage bilatéral) (Baustert & Benetto, 2017). Querini et Benetto ont par exemple utilisé la SMA pour

simuler différents scénarios de politiques de mobilité durable dont ils ont ensuite évalué les impacts environnementaux avec l'ACV (couplage unilatéral) (Querini & Benetto, 2014, 2015). Grâce à la simulation, les auteurs ont pu déterminer les facteurs potentiellement les plus influents sur l'adoption de véhicules électriques, puis explorer l'efficacité de différentes politiques publiques sur l'accroissement du parc automobile électrique et les impacts environnementaux associés. Ils ont notamment montré que les conclusions de l'ACV d'un véhicule unique ne sont pas forcément les mêmes que celles d'une flotte entière de véhicule.

Une autre étude s'est intéressée au processus de décision lors de l'achat d'ampoules aux États-Unis (Hicks & Theis, 2014). Celle-ci se démarque notamment par l'utilisation du concept d'utilité et d'un procédé stochastique pour modéliser la rationalité limitée lors des processus de décision quotidiens tels que l'achat d'ampoules. De plus, les auteurs ont estimé l'effet rebond direct lié à différentes politiques publiques mises en place pour encourager l'utilisation d'ampoules à diode électroluminescente. Enfin, un dernier exemple est celui d'une étude sur la culture de millet vivace (pour le marché des biocarburants) aux États-Unis (Bichraoui-Draper et al., 2015). En observant que l'âge des fermiers et le profit potentiel étaient des facteurs prépondérants expliquant la variation des émissions de CO₂ dans les simulations, les auteurs ont conclu que ce sont des points à considérer pour de futures politiques publiques concernant la production de biocarburants. L'étude mentionne aussi la possibilité d'utiliser un modèle psychologique pour établir les règles gouvernant la prise de décision des fermiers. Cependant, un tel modèle n'est pas utilisé dans l'étude (et les agents du modèle sont supposés prendre leurs décisions de manière rationnelle).

De récents travaux en psychologie et en économie comportementale, notamment des prix Nobel de l'économie Daniel Kahneman et Richard Thaler, ont cependant montré que les humains prennent des décisions selon deux « systèmes » distincts (Thaler & Sunstein, 2008). Le système 2 est responsable des décisions « rationnelles » et des actions réfléchies. Le système 1 gouverne lui des actions plus instinctives et il peut mener à des décisions « irrationnelles » dans le sens où elles peuvent diminuer l'utilité de l'agent économique (Thaler & Sunstein, 2008). Un des apports principaux de Kahneman et Thaler est ainsi d'avoir mis en opposition *homo economicus*, le concept d'agent rationnel qui est principalement utilisé dans les études économiques avec *homo sapiens*, un concept d'agent économique plus réaliste prenant des décisions avec les deux systèmes présentés ci-dessus (Thaler & Sunstein, 2008).

Dans la SMA, les deux concepts d'agents économiques ont été utilisés. La théorie du comportement planifié, un modèle psychologique, a par exemple été utilisée pour représenter des décisions non rationnelles dans plusieurs SMA (Andrews, Yi, Krogmann, Senick, & Wener, 2011; Khansari et al., 2017; Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018; Sopha, Klöckner, & Febrianti, 2017). Cette théorie a cependant été critiquée pour son manque de portée explicative notamment par rapport à l'écart observé entre l'attitude des individus face à un comportement et le comportement effectif (Kaiser, Byrka, & Hartig, 2010). D'autres types de modèles psychologiques ont ainsi été appliqués pour résoudre ce problème (Byrka, Jędrzejewski, Sznajd-Weron, & Weron, 2016; Micolier, Taillandier, Taillandier, & Bos, 2019). Enfin, d'autres études se sont basées sur le concept d'agent rationnel (Bichraoui-Draper et al., 2015; Querini & Benetto, 2014), parfois en introduisant des modifications, par exemple pour représenter la rationalité limitée des agents (Hicks & Theis, 2014).

Plusieurs limites existent dans les approches combinant ACV et SMA. Premièrement, bien que le système simulé considère des aspects temporels, l'ACV utilise des données statiques. Secondement, la plupart des études ont fait la supposition d'agent économique rationnelle ce qui peut conduire à une représentation erronée de la réalité. De plus, aucune étude n'a pris ces deux aspects à la fois en considération. Or, la phase d'utilisation de l'ACV peut impliquer à la fois des décisions humaines irrationnelles et des systèmes technologiques évoluant dans le temps. Ne pas prendre en compte ces deux aspects peut donc conduire à des erreurs dans l'analyse.

2.2.3 Les limites actuelles de l'analyse du cycle vie multi-agents des systèmes complexes

La modélisation de la phase d'utilisation des systèmes sociotechniques requiert de modéliser plus finement les comportements humains et leurs changements, ainsi que les aspects temporels à la fois de la dimension technologique et de la dimension sociale du système. La SMA est un outil capable de prendre en compte ces aspects. Cependant, la combinaison de la SMA et de l'ACV (ACV-SMA) est encore limitée.

Après avoir discuté ci-dessus de la recherche actuelle, quelques limites de l'analyse du cycle de vie multi-agents des systèmes sociotechniques complexes sont soulignées :

- L'intégration d'aspects temporels en ACV s'est surtout concentrée sur la production des produits et services, cependant, leur utilisation peut elle aussi s'inscrire dans le temps ;
- Les approches combinant ACV et SMA ne prennent pas en compte à la fois les aspects temporels de la production et de l'utilisation du système étudié ;
- Les modèles décisionnels utilisés ne conviennent pas toujours à la situation observée.

Cette thèse propose des approches capables de répondre aux limites identifiées ci-dessus. Les contributions de ce projet doctoral sont liées à la modélisation des systèmes complexes avec l'ACV-SMA et de leurs aspects temporels. La figure 2.6 illustre ces contributions.

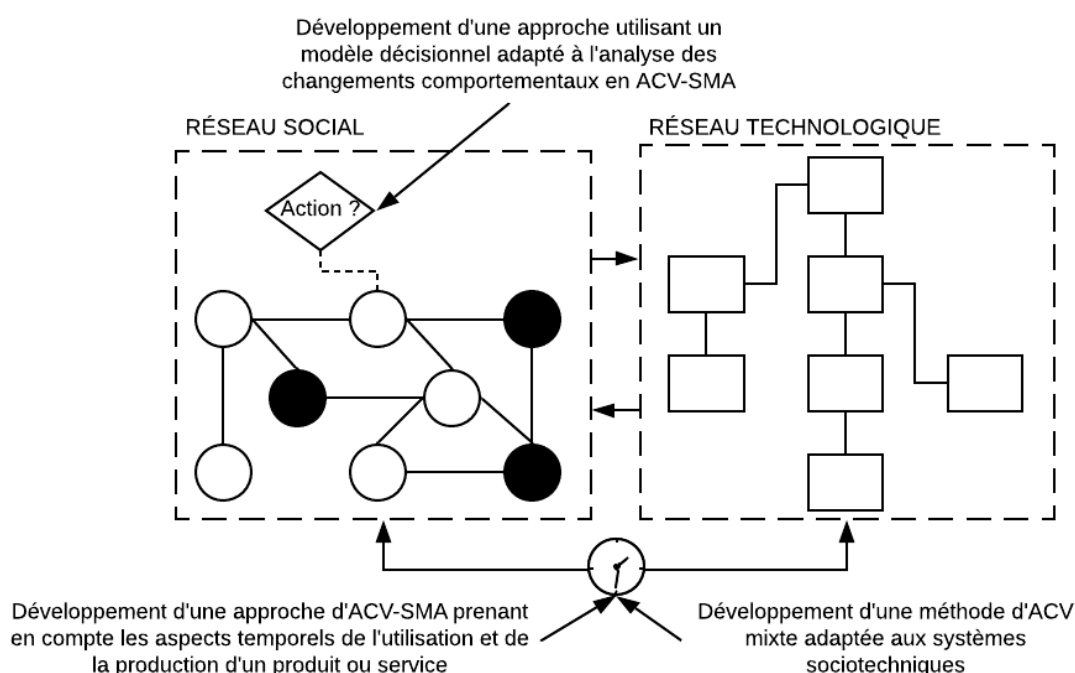


Figure 2.6 Positionnement des contributions de la thèse pour la modélisation des systèmes complexes et leurs aspects temporels avec l'ACV-SMA

CHAPITRE 3 OBJECTIFS DU PROJET ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE

3.1 Positionnement du projet de recherche

Un des axes du programme de recherche de la chaire du Centre International de Référence sur le Cycle de Vie des Produits, Procédés et Services (CIRAIG) est le développement méthodologique de l'ACV. Le projet de recherche est attaché à cet axe de la chaire. Le projet fait également partie d'une collaboration entre le CIRAIG et Synchronmedia, un laboratoire attaché au département de génie des systèmes de l'École de Technologie Supérieure, visant à évaluer les impacts environnementaux des TIC. L'ACV est appliqué à des systèmes de plus en plus complexes. L'application de l'ACV aux systèmes complexes nécessite de compléter la méthode avec d'autres outils issus de disciplines variées. Le projet va dans cette direction générale en combinant l'ACV avec la SMA.

3.2 Définition des objectifs du projet de recherche

Le projet de recherche vise à l'amélioration de la modélisation de la phase d'utilisation lors de l'ACV des systèmes complexes. Ainsi, l'objectif principal de la recherche est de :

Développer une approche d'analyse du cycle de vie permettant d'intégrer les comportements humains, l'effet rebond ainsi que leurs aspects temporels lors de la modélisation de la phase d'utilisation des systèmes complexes.

Afin d'atteindre l'objectif général, les objectifs spécifiques ci-dessous sont définis :

1. Développer une approche d'ACV qui permet de prendre en compte un large champ d'étude incluant les comportements humains et :
 - a. Leurs temporalités ;
 - b. Leurs aspects irrationnels ;
 - c. L'hétérogénéité des utilisateurs.
2. Développer une méthode d'analyse du cycle de vie adaptée aux systèmes sociotechnique et leurs aspects temporels.

3. Élargir l'approche générale développée lors des objectifs 1) et 2) pour la prise en compte de l'effet rebond et notamment de :
 - a. Sa propre temporalité ;
 - b. Sa relation avec les comportements humains.

Les développements méthodologiques et les résultats obtenus lors de la réalisation de chaque objectif spécifique sont présentés dans les trois chapitres suivants sous forme d'articles scientifiques. La méthode générale ainsi que les éléments clés des développements méthodologiques sont cependant d'abord présentés ci-dessous.

3.3 Méthodologie générale

Le projet comporte 14 grandes phases (figure 3.1). Le premier objectif spécifique comprend 7 phases qui spécifient comment un modèle d'ACV-SMA peut être construit pour prendre en compte les dynamiques des comportements humains lors de la phase d'utilisation. Les 4 phases suivantes font partie du second objectif spécifique. Elles détaillent comment une approche mixte exploitant à la fois des données issues d'une approche attributionnelle et des données issues d'une approche conséquentielle peut être utilisée lorsque l'ACV inclut des aspects temporels. Enfin, le troisième objectif spécifique est constitué de 3 phases qui indiquent les modifications à apporter au modèle développé lors des deux premiers objectifs afin d'inclure l'effet rebond dans l'étude du système.

Une étude de cas a été utilisée pour illustrer la mise en pratique de la méthodologie. Elle porte sur la phase d'utilisation de domiciles possédant une infrastructure TIC facilitant la gestion de l'énergie (domiciles intelligents) ou non (domiciles standards). L'ACV est donc comparative et limitée à la phase d'utilisation. Comme présenté au chapitre 2, les domiciles intelligents peuvent amener à des changements de comportements du fait d'un retour d'information à l'utilisateur. De plus, les objets connectés peuvent être amenés à décaler leurs consommations d'électricité dans le temps de façon automatique lorsque cela ne gêne pas le confort du consommateur. Plus de détails sur l'étude de cas sont donnés dans le chapitre 4 et dans une moindre mesure dans les chapitres 5 et 6. La méthodologie utilisée pour atteindre chaque objectif spécifique est aussi explicitée puis illustrée dans les quatre sections suivantes.

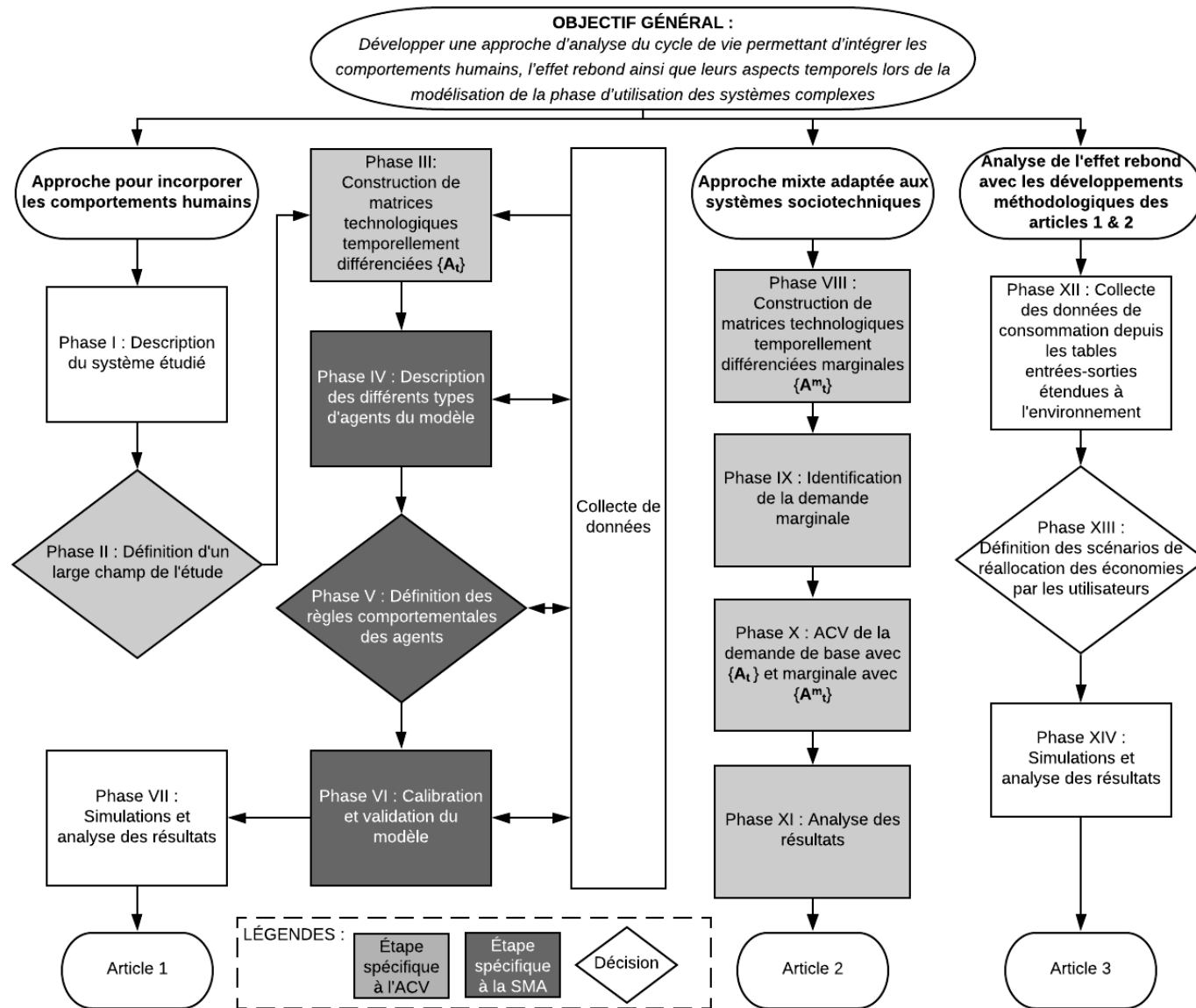


Figure 3.1 Schéma de la méthodologie générale

3.3.1 Approche pour incorporer les comportements humains

Dans le but d'améliorer le réalisme de la modélisation de la phase d'utilisation en ACV, le premier article propose d'incorporer les comportements d'utilisateurs hétérogènes notamment leurs dynamiques ainsi que les aspects irrationnels de la prise de décision menant à ces comportements.

Pour parvenir à cet objectif, la méthodologie du premier article s'appuie sur 7 phases : I) la description du système, II) la définition d'un large champ d'étude, III) la construction de matrices technologiques temporellement différenciées, IV) la description des agents du modèle de SMA, V) la définition des règles comportementales des agents, VI) la calibration et la validation du modèle de SMA et VII) l'analyse des résultats des simulations.

Dans la première phase, le système étudié est décrit de façon à préparer la modélisation avec la SMA. Les éléments constitutifs du système et ses frontières y sont notamment spécifiés au regard des objectifs de l'étude. Cette phase s'apparente beaucoup à l'étape de définition des objectifs et du champ de l'étude de l'ACV (International standard organization, 2006a), si ce n'est qu'elle inclut plus d'information vis-à-vis, par exemple, des utilisateurs du système, des coûts éventuels liés à son utilisation et des paramètres du modèle de SMA envisagés (par exemple des informations sur l'environnement des agents).

Lors de la seconde phase, un large champ d'étude est définie de manière à pouvoir inclure la diversité des comportements et l'effet rebond potentiel lié à l'utilisation d'une technologie. Par exemple, pour la consommation d'électricité, choisir pour unité fonctionnelle « 1 kWh consommé dans un bâtiment à Montréal en 2019 » ne permet pas d'inclure les comportements liés à l'utilisation d'appareils électriques, les dynamiques de ces comportements face aux saisons ou au moment de la journée, ou encore l'effet rebond. Cependant, choisir pour unité fonctionnelle « l'utilisation d'appareils électriques par des ménages Montréalais durant l'année 2019 » permet d'incorporer ces éléments. Cette phase est donc très importante puisqu'elle transcrit directement les objectifs et frontières du système définis lors de la première phase dans les termes propres à l'ACV.

La phase suivante permet d'inclure les aspects temporels du système fournissant l'unité fonctionnelle. Il s'agit concrètement de définir chaque configuration de la matrice technologique pour chaque pas de temps du système étudié. Ces matrices peuvent ensuite être utilisées dans le modèle de SMA pour calculer les impacts environnementaux du système en « temps réel » durant les simulations.

Les phases IV et V sont spécifiques à la SMA et permettent de définir les différents types d'agents, leur environnement, ainsi que les règles régissant leurs comportements. C'est lors de ces étapes que sont définis comment les agents interagissent entre eux et avec leur environnement ainsi que la façon dont ils s'adaptent. Ces étapes nécessitent de collecter des données variées et au fur et à mesure que le modèle est affiné. Des itérations entre collecte de données et modélisation sont donc effectuées.

La phase suivante consiste à calibrer et valider le modèle. La calibration permet de fixer les paramètres inconnus du modèle. Elle consiste à effectuer plusieurs simulations et comparer les résultats obtenus avec des données empiriques sur le système étudié, de façon itérative. Par analogie avec les réseaux neuronaux utilisés en intelligence artificielle, c'est la phase d'« entraînement » du modèle. Une fois tous les paramètres du modèle fixés, l'étape de validation permet de s'assurer de la robustesse des données de sorties de la SMA. Celles-ci sont ainsi le plus souvent confrontées à des données empiriques sur le fonctionnement du système. Toujours par analogie, de la même manière que pour les réseaux neuronaux, les données qui sont utilisées pour entraîner (calibrer) le modèle ne devraient pas être les mêmes que celles utilisées pour sa validation.

Enfin, la dernière phase consiste à conduire les simulations puis analyser et interpréter les résultats de celles-ci. Cette phase est similaire à l'étape d'interprétation des résultats de l'ACV, si ce n'est que les données interprétées sont des résultats de simulations. En cela, la méthode permet d'accéder à des données sur le comportement global du système ainsi que sur ces entités constitutives. De plus, il est possible d'obtenir des résultats à chaque pas de temps du système.

3.3.2 Approche d'ACV adaptée au systèmes sociotechniques

Dans les phases précédentes, la modélisation de la phase d'utilisation est explorée sous l'angle de la demande pour un produit ou un service fourni par un système complexe. Cependant, des questions en lien avec la production de ce produit/service ne sont pas abordées, et notamment celle de l'approche d'ACV (attributionnelle ou conséquentielle) à adopter.

En effet dans le premier article les impacts environnementaux du système sont calculés à partir d'un ICV temporel « moyen ». Les conséquences des changements de comportements dans le réseau social sur le réseau technologique ne sont donc pas prises en compte. De plus durant les simulations sur l'étude de cas des domiciles intelligents, il est possible que seulement certains des utilisateurs modifient leurs comportements (mais le même raisonnement tient pour d'autres systèmes de consommation, par exemple, pour la mobilité ou l'alimentation). Une approche entièrement conséquentielle conduirait ainsi à des erreurs dans ce cas. Il est donc nécessaire de combiner les approches conséquentielle et attributionnelle.

Pour parvenir à cet objectif, la méthodologie du second article s'appuie sur 4 phases : VIII) la construction de matrices technologiques temporellement différenciées marginales, IX) l'identification de la demande marginale, X) l'analyse du cycle de vie combinant l'approche attributionnelle et conséquentielle, et XI) l'analyse des résultats.

Lors de la première des quatre phases dédiées à l'atteinte de cet objectif spécifique, des séries temporelles sont utilisées pour déterminer les technologies marginales à chaque pas de temps de la simulation. À partir de ces résultats, des matrices technologiques temporellement différenciées marginales sont construites de la même façon que lors de la phase III. Cette phase de la méthodologie permet ainsi de déterminer les impacts environnementaux conséquents à un changement dans la demande en électricité.

La phase IX est dédiée à l'identification de la demande marginale. Celle-ci est effectuée en comparant la demande du système lorsqu'il ne subit aucun changement (ou demande de base [c.-à-d. la quantité de produit/service demandé avant l'introduction du changement étudié]) et la demande du système lorsqu'il a subi un changement.

La phase suivante calcule les impacts environnementaux du système à l'aide des matrices marginales temporellement différenciées pour la demande de base et des matrices marginales pour la demande marginale.

Enfin, la dernière phase consiste à interpréter les résultats de l'ACV. Dans l'article 2, les approches attributionnelle et conséquentielle sont comparées avec l'approche mixte afin d'en tirer des recommandations pour de futures études.

3.3.3 Analyse de l'effet rebond

De possibles effets rebonds peuvent apparaître à la suite de changements de comportements. Pour parfaire l'évaluation des impacts environnementaux potentiels dus aux changements comportementaux lors de la phase d'utilisation, il est donc nécessaire d'estimer les effets rebonds qui y sont associés.

Pour parvenir à cet objectif, la méthodologie du troisième article s'appuie sur les méthodologies développées dans les articles 1 et 2. Elle comprend 3 phases : XII) la collecte de données de consommation depuis des tables entrées-sorties étendues à l'environnement, XIII) le développement de scénario pour la réallocation du changement en ressource des utilisateurs du système étudié et XIV) la simulation et l'analyse des résultats.

La phase XII consiste à collecter des données à la fois sur la consommation totale en produits et services par les utilisateurs du système (en unité monétaire) et sur les flux élémentaires par unité monétaire de ces produits et services. Pour cela, les tables entrées-sorties étendues à l'environnement sont utilisées. Cette étape permet de calculer les impacts environnementaux liés aux dépenses des utilisateurs à la suite d'une économie monétaire. Il est alors nécessaire de déterminer dans quels produits et services ces économies sont dépensées avec l'élaboration de scénarios.

La phase XIII est dédiée à l'élaboration des scénarios de réallocation des économies monétaires. Deux scénarios sont établis à l'aide de la littérature et deux autres scénarios extrêmes sont définis de façon à explorer l'ensemble des possibles. Des vecteurs de consommations sont ensuite construits à partir des scénarios. Il faut noter que les scénarios se basent sur des hypothèses et ne permettent donc qu'une estimation de l'effet rebond potentiel.

Enfin, la dernière phase consiste à utiliser les données de coûts générées par la SMA et les résultats de la phase XIII pour estimer l'effet rebond potentiel dû à l'utilisation du système.

3.3.4 Application de la méthodologie à l'étude de cas

Cette section illustre l'application de la méthodologie générale développée à l'étude de cas des domiciles intelligents. Les détails sont donnés dans les trois chapitres suivants.

La phase I consiste à décrire l'étude de cas. Pour cela, la littérature sur les domiciles intelligents a été mise à contribution. Lors de cette phase, les objectifs et les moyens de ce type de domiciles vis-à-vis de la consommation durable ont été spécifiés. Un cas idéal a notamment été construit à partir de la définition de Paetz et al. (Paetz et al., 2012). La littérature sur la maîtrise de la demande énergétique et le retour d'information énergétique a aussi été mise à contribution pour décrire de quelle façon les domiciles intelligents pouvaient intervenir sur la consommation énergétique de leurs résidents.

Lors de la phase II, l'unité fonctionnelle a été définie comme étant l'utilisation de domiciles situés à Toronto pendant un an. Les consommations d'électricité des différents appareils électriques des domiciles nécessaire à la réalisation de l'unité fonctionnelle ont ensuite été obtenues à partir de données statistiques (Natural Resources Canada, 2016). Les comportements des ménages des domiciles variant dans le temps, une résolution temporelle d'une heure a été choisie pour l'ACV. La phase III a ainsi consisté à collecter les données de production d'électricité de l'Ontario pour chaque heure de l'année considérée depuis le site web du gestionnaire du réseau (Independent Electricity System operator, 2015) et construire les matrices technologiques temporellement différenciées.

Lors de la phase IV, deux types principaux d'agents de la SMA ont été définis : des agents « technologies » représentant les processus élémentaires de l'ACV et des agents « ménages » représentant les ménages des domiciles étudiés. À partir de la littérature, quatre types d'agents ménages ont ensuite été précisés selon leurs attitudes vis-à-vis de la consommation d'électricité (Valocchi, Schurr, Juliano, & Nelson, 2007). Les agents technologies sont reliés en un réseau pondéré dont les coefficients sont déterminés selon les matrices technologiques temporellement différenciées.

Lors de la phase V, un modèle stochastique est construit à partir de la littérature afin de déterminer les comportements des ménages dans le modèle de SMA (Paatero & Lund, 2006). Ce modèle permet de recréer des profils de consommation d'électricité dans un scénario de référence. En parallèle, dans le scénario de l'étude de cas, ces profils sont amenés à changer du fait des domiciles intelligents. Un modèle de psychologie sociale (Byrka et al., 2016), un algorithme glouton² et la littérature sur le retour d'information énergétique (par exemple (Asensio & Delmas, 2015)) sont utilisés afin de déterminer ces changements.

Le modèle de SMA est ensuite calibré et validé lors de la phase VI. Les paramètres du modèle de psychologie sociale sont calibrés à l'aide de la littérature (Delmas, Fischlein, & Asensio, 2013). Les données de sorties du modèle de SMA sont ensuite validées en les comparant avec les données de consommation d'électricité en Ontario (Independent Electricity System operator (IESO), 2015). La performance de l'algorithme glouton est aussi validée en comparant les résultats de celui-ci avec ceux provenant de la résolution du même problème à l'aide du solveur Gurobi (Gurobi Optimization Inc., 2016). La phase VII a consisté à analyser les résultats des différentes simulations effectués et a conduit à l'écriture de l'article 1.

La phase VIII a consisté à construire les matrices technologiques temporellement différenciées marginales à l'aide de la méthode de Dandres et al. (Dandres et al., 2017a). Celle-ci consiste à attribuer au mix électrique les différentes contributions des technologies en fonction de leur variation dans le temps plutôt que selon les données historiques. Cette approche conséquentielle permet de considérer le fait que le changement de la consommation d'électricité dû aux domiciles intelligents affecte certaines capacités de production (par exemple les centrales au gaz) plus que d'autres (par exemple les centrales nucléaires).

Les phases IX et X ont ensuite consistés à identifier la demande marginale en comparant celle du scénario de référence avec celle des domiciles intelligents dans le modèle de SMA. Le mix électrique marginal horaire est ensuite utilisé pour calculer les impacts de la demande marginale. En parallèle, le mix horaire moyen construit lors de la phase III est utilisé pour calculer les

² Algorithme consistant à choisir l'optimum local de façon itérative lors de la résolution d'un problème d'optimisation. La plupart du temps, la solution au problème d'optimisation fourni par l'algorithme glouton est heuristique.

impacts de la part de la demande en électricité des domiciles intelligents qui est similaire au scénario de référence. Les résultats des simulations de la phase XI ont été présentés dans l'article 2.

La phase XII a consisté à utiliser la table EEIO EXIOBASE afin d'estimer les impacts de la consommation supplémentaire induite par les domiciles intelligents (Stadler et al., 2018). Ces derniers permettent en effet de réduire la facture d'électricité des ménages dans les simulations, ce qui cause un effet rebond indirect. La phase XIII a consisté à définir des scénarios de réallocation des économies monétaires des ménages à partir de la littérature (Freire-González, Font Vivanco, & Puig-Ventosa, 2017; Girod et al., 2011) et des séries temporelles d'EXIOBASE (Stadler et al., 2018). Après avoir inclus les éléments des phases XII et XIII au modèle de SMA, les résultats de nouvelles simulations ont été présentés dans l'article 3.

CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : ASSESSING BEHAVIOURAL CHANGE WITH AGENT-BASED LIFE CYCLE ASSESSMENT : APPLICATION TO SMART HOMES

4.1 Présentation de l'article

Le manuscrit qui suit présente le développement méthodologique proposé pour analyser les conséquences des changements de comportements en analyse du cycle de vie. Il a été rédigé par Julien Walzberg sous la supervision du docteur Thomas Dandres et des professeurs Nicolas Merveille, Mohamed Cheriet et Réjean Samson.

Il a été soumis à *Renewable and Sustainable Energy Reviews* le 30 août 2018 et approuvé pour publication le 15 mai 2019 (doi : 10.1016/j.rser.2019.05.038).

Les informations supplémentaires soumises avec l'article sont disponibles dans l'annexe A et à l'adresse suivante : <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.05.038>.

4.2 Manuscrit

4.2.1 Abstract

To truly reduce environmental impacts in sustainable consumption, lifestyle assessments should be performed for all areas of protection and because human behaviours drive lifestyles, they must be accurately accounted for. Life cycle analysis (LCA) computes environmental impacts across several indicators and throughout the life cycle stages of a product or a service. However, its capacity to grasp human behaviours and their changes is limited. This is especially true when one wishes to assess the potential benefits of behavioural policies based on people's irrationality such as nudges. This article describes a methodology for the environmental assessment of systems and policies that aim to change human behaviours. To that end, agent-based modeling (ABM) and LCA are combined. While ABM simulates human behaviours and their changes, LCA assess environmental impacts. The methodology is applied to a case study of standard and smart homes use phases. Results show that attitudinal factors such as conformity to others cause significant effects—up to approximately 30% of environmental benefits in the experiments—and should

therefore be accounted for. When performing peak shaving (a shift in time of part of the electricity load), the use of a photovoltaic (PV) battery system increases the reductions in climate change impact by up to roughly 25%. However, peak shaving may also lead to environmental trade-offs depending on the metric used. These results show the relevance of combining LCA and ABM when evaluating systems or policies that change people's behaviours (e.g., nudges). The proposed methodology could enable the assessment of complex systems in sustainable consumption. Evaluating other such systems (e.g., mobility or diet) also constitutes a possible application of the developed approach.

4.2.2 Introduction

The target of Sustainable Development Goal no. 12.8 is to ensure that, by 2030, “people everywhere have the relevant information and awareness for sustainable development and lifestyles in harmony with nature” (UNEP, 2016). While there are several approaches to study sustainable development (Geels, 2012), sustainable consumption has most often been studied through the lens of industrial ecology (Di Donato, Lomas, & Carpintero, 2015; Hertwich, 2005a). Recent research in the area calls for the use of insights from behavioural science and behavioural data to assess the potential and means to change behaviours (Daae & Boks, 2015; di Sorrentino et al., 2016; Hellweg & i Canals, 2014). For instance, it has been shown that consumers' acceptance of a novel technology may play an important part in the transition to a sustainable society (Broman Toft, Schuitema, & Thøgersen, 2014; Byrka et al., 2016; Ribeiro, Ferreira, & Araújo, 2011).

In several areas of sustainable consumption, consumer behaviour has been identified as a key element. In transportation, studies include behavioural considerations to account for the impacts of changing travel behaviours and understand the factors that influence mobility patterns (Girod et al., 2013; Mittal et al., 2017). Regarding food, understanding the factors that may trigger changes in dietary patterns and food waste is among the potential benefits of considering behavioural data (Garnett, 2014; Wikström et al., 2014). Gaining more extensive knowledge of how building occupants behave is also relevant in the residential sector, where the operational phase contributes to up to 90% of environmental burdens (Buyle et al., 2013; Langevin et al., 2015; Ortiz-Rodríguez et al., 2010; Sharma et al., 2011).

The application of ICT to other economic sectors (e.g., the application of ICT in smart homes for energy management purposes (Paetz et al., 2012; Zhou et al., 2016)) may reduce environmental impacts (Global e-Sustainability Initiative, 2012; Kitou & Horvath, 2006; Matsuno, Takahashi, & Tsuda, 2007; Reichart, 2002). When focusing on energy management, a smart home may be defined as the combination of smart metering, smart appliances and home automation, and it usually involves variable electricity tariffs. Those elements are the means to improve home energy management, while the objective is to facilitate demand-side management strategies such as peak shaving (or load scheduling) and energy conservation. However, as for other systems involving ICT, the environmental impacts of smart homes depend on human behaviour (HB) (Arushanyan et al., 2014; Bull & Kozak, 2014; Røpke & Christensen, 2012). In sum, incorporating HB into the environmental assessment of technologies may lead to a better understanding of human decision-making processes and their environmental consequences, which ultimately may significantly influence public policy (di Sorrentino et al., 2016; Thaler & Sunstein, 2008).

Life cycle assessment (LCA) is a methodology to account for all matter and energy flows related to the entire life cycle of a system (life cycle inventory or LCI) and compute a range of related potential environmental impacts (life cycle impact assessment or LCIA). LCA can therefore help decision makers avoid potential impact displacement. However, LCA still faces challenges when applied in certain contexts, such as modeling the behaviours that form lifestyles (di Sorrentino et al., 2016; Hellweg & i Canals, 2014). On the contrary agent-based modeling (ABM) considers HB at an individual level (Baustert & Benetto, 2017; Epstein, 1999; Macal & North, 2005). Although ABM has been used in LCA to model complex systems (i.e., systems in which networks of entities with no central control generate an emergent and evolving collective behaviour) (Baustert & Benetto, 2017), current practices do not explicitly deal with HB and their change over time. Therefore, a method to assess environmental implications of behavioural change is needed.

The objectives of this paper are to:

- Highlight the need for a more careful consideration of HB for certain LCA studies and review the existing approach to agent-based LCA (AB-LCA),

- Develop a novel approach to AB-LCA that allows the environmental assessment of systems and policies aimed at changing human behaviours,
- Illustrate the methodology on the case study of smart homes.

This paper first reviews and underlines the limitations of LCA regarding HB (see Section 2). The ways HB could be explicitly represented in the LCA of technologies and the case study are presented in Section 3. Section 4 discusses the results, and, finally, section 5 provides an overview of the implications of the proposed methodology.

4.2.3 Literature review

4.2.3.1 Life cycle assessment and human behaviour

LCA aims to answer two types of questions: i) what are the potential environmental impacts of a product system for a given functional unit? and ii) what are the consequence of a change in demand on the functional unit that underlies a decision-making process? (Baustert & Benetto, 2017). LCA targets the first type through attributional LCA (ALCA), while the second relies on consequential LCA (CLCA). ALCA models the physical flows between processes for a given functional unit of products or services at a given point in time (Baustert & Benetto, 2017). In the case of CLCA, impacts generated by all the systems affected by the changes in demand of the functional unit, are computed, not limiting the studied system to its physical flows (Baustert & Benetto, 2017). Initially developed to assess products, the LCA methodology therefore underwent evolutions to address various questions. Researchers developed different approaches with respect to allocation methods, system boundaries, time, and data aggregation levels (Guinée et al., 2011) to enable the methodology to respond to questions arising from increasingly complex production and consumption systems (Hellweg & i Canals, 2014).

One of these developments was to include dynamic aspects in the LCA. In the case of power systems, for instance, this allows to assess the environmental benefit of demand-side management strategies (i.e., strategies that aim to manage or decrease energy consumption on the demand side of the power system to achieve objectives such as balancing supply and demand (Warren, 2014)), which could not be assessed with static data (e.g., shifting part of the demand

from one period to another (Milovanoff et al., 2018), or from one region to another (Dandres et al., 2017a)). Using LCA is also especially relevant for electricity which implies different generation technologies because it allows identifying potential environmental trade-off (Turconi, Boldrin, & Astrup, 2013). Such trade-off may appear in the case of demand-side management. Indeed, shifting the demand to a certain period or region may decrease certain environmental interventions but increase others depending on the respective shares of the technologies forming the electricity mix in that period or region (Dandres et al., 2017a; Milovanoff et al., 2018). Thus, dynamic aspects should be considered in sustainable consumption policies such as demand-side management programs.

Another important aspect to consider is how well and why a given policy may steer the desired behavioural change (i.e., which reduces environmental impacts). With regard to demand-side management strategies, for instance, a field study on comparative energy feedback showed that nonprice incentives were more effective to motivate conservation behavior (Asensio & Delmas, 2015). These findings highlight the need to incorporate data on HB in LCA to study which policy may bring the most environmental benefits and why. LCA, however, often falls short in cases of systems exhibiting dynamics driven by certain types of HB (e.g., when HB is motivated by nonprice incentives) (Baustert & Benetto, 2017; Marvuglia, Benetto, Rege, & Jury, 2013). This is a clear limitation, since HB shapes a product system in different ways: it determines purchase, use and disposal (di Sorrentino et al., 2016), which are especially important to consider in systems in which the use phase causes the most environmental impacts (Arushanyan et al., 2014; Hawkins, Gausen, & Strømman, 2012; Hertwich & Roux, 2011). Indeed, for these systems, variability in consumer behaviours affects the overall results and their uncertainty (di Sorrentino et al., 2016).

Despite their importance, behavioural aspects are rarely modeled in LCA, and the use phase scenario is often based on rudimentary assumptions (di Sorrentino et al., 2016). Furthermore, the scenarios are static and do not usually account for changes in behaviour over time. Better use phase modeling could thus increase the realism of the LCA and provide insight into how to achieve behavioural changes, even when facing cultural heterogeneity (di Sorrentino et al., 2016). Moreover, incorporating HB data in LCA could allow to model complex production and consumption patterns (e.g., smart grids or car fleets) (Hellweg & i Canals, 2014).

For systems dominated by the use phase, interventions aiming to change HB (e.g., through nudges: choice architectures that alter people's behavior in a predictable way) are compelling strategies to lessen the environmental impact. Incorporating more realistic user behaviour scenarios could support the selection of the best option among such strategies (di Sorrentino et al., 2016). Another advantage of better accounting for HB in LCA is the opportunity to identify potential rebound effect, an increase in demand following the introduction of a more efficient technology (di Sorrentino et al., 2016; Vivanco & van der Voet, 2014). Indeed, changes in user behaviours that arise as a consequence of a change in the product system may be the cause of environmental impacts that are not directly related to the use of the product itself (di Sorrentino et al., 2016). With regard to ICT, both rebound effect and HB may explain variability in results (Arushanyan et al., 2014; Makov & Font Vivanco, 2018). For instance a LCA study of an online magazine showed that differences between user practices could affect the results of the assessment (Ahmadi Achachlouei et al., 2015). The study revealed that a lower usage of the online magazine leads to greater impact as well as a shift of the most contributing life cycle phase from content production to usage. The authors conclude that future LCA of ICT would benefit from the modeling of the complex system of user practices. Another study showed that potential rebound effect stemming from the increased efficiency of ICT solutions could offset part of the environmental benefits brought by the ICT sector; the overall results depending on the assumptions used to estimate the rebound effect (Håkansson & Finnveden, 2015).

Some authors argued that the use of the functional unit concept in LCA prevents the methodology from accounting for behavioural aspects and rebound effect. Hofstetter et al., for instance, argue that comparative environmental assessment should be based on how well the products or services satisfy human needs and increase happiness (Hofstetter et al., 2006). The authors demonstrate how a comparative LCA using information on human needs and results from psychology regarding happiness rather than a functional unit could be done. Interestingly their method allowed to compare various leisure activities with very different functional units. Moreover, the environmental assessment could incorporate physical and psychological rebound effect as well as identify the activity that best satisfies human basic needs and happiness. In another study about product-service systems, Goedkoop discusses the relevance of a narrow (e.g., 1 person.km for a transportation system) versus a wide (e.g., the monthly transport activities) definition of the functional unit (Goedkoop, 1999). While the former is very well defined and

allows accurate assessment, Goedkoop argues that the later is better suited to include behavioural aspects such as changing behaviour patterns and rebound effect in the assessment.

As seen in the literature, a product or a service may cause changes in HB which need to be included in the environmental assessment. To incorporate HB in LCA, several researchers therefore identified ABM as a relevant tool (Axtell, Andrews, & Small, 2001; Baustert & Benetto, 2017; Girod et al., 2011; Marvuglia et al., 2013). The following section describes ABM and how it has been applied in LCA.

4.2.3.2 Agent-based modeling and life cycle assessment

A number of different fields have contributed to the development of ABM: computer science, biology, physics, engineering and social science (Grimm et al., 2005; Wilensky & Rand, 2015). In the electricity use sector, ABM has been used to study many questions (e.g., to explore different electrification strategies in Liberia (Alfaro, Miller, Johnson, & Riolo, 2017), look into photovoltaic (PV) battery system adoption (Adepetu & Keshav, 2016; Zhang, Vorobeychik, Letchford, & Lakkaraju, 2016b) and investigate smart grids (Ringler, Keles, & Fichtner, 2016)). In ABM, agents are individual entities that may represent organizations, households or people and which are independent, interact with their environment as well as with each other, and make their own decisions (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010; Wilensky & Rand, 2015). ABM diverges from traditional equation-based modeling (i.e., describing a system's behaviour using a set of equations) in various aspects. First, agents' interactions and their results are discrete. Second, homogeneity is generally not assumed. Finally, the model's outputs are both at the individual and aggregate levels (Wilensky & Rand, 2015). ABM is recognized as a suitable framework to study complex systems (Baustert & Benetto, 2017). Indeed, it is the inclusion of the complexity stemming from agents' interactions (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010) that set ABM apart from other modeling techniques. However, the exact epistemological nature of ABM from which one performs simulations remains a topic of debate in the philosophy of the science, and the relationship between ABM with models and experiments is unclear (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010; Saam, 2017). From a practical standpoint, ABM makes it possible to conduct experiments with a model (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). Therefore, based a model that represents the real world, ABM supports the exploration of counterfactual conditionals (Grüne-Yanoff & Weirich,

2010). This, in turn, generates insights into the modeled system's behaviour in a more cost-effective way than through real-world experiments, as well as into systems that are too complex to be solved analytically (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). These properties make ABM an interesting tool to study the complex systems set out in LCA and sustainability studies (Baustert & Benetto, 2017; Hellweg & i Canals, 2014; Liu et al., 2015).

Global sustainability challenges are often interconnected. They involve human and natural systems linked through various flows evolving over time as complex adaptive systems (CAS) that ABM may help better understand (Liu et al., 2015). Davis et al. showed that ABM could be coupled with LCA and that, remarkably, the LCA technology matrix could be mapped to a network of agents (Davis et al., 2009). In doing so, the LCA unit processes constituting the studied product system can “become alive”, allowing the technology matrix to evolve over time according to decision rules (Davis et al., 2009). Since Davis et al., other sustainability researchers have combined ABM and LCA (Baustert & Benetto, 2017). One example involves the composition of car fleets in Europe (Querini & Benetto, 2014, 2015). In a first study, the authors developed an ABM capable of reproducing historical trends in car sales and simulated future car fleet composition (Querini & Benetto, 2014). In a second study, they used the data generated by the ABM to conduct a CLCA of different mobility policies (Querini & Benetto, 2015). According to the authors, while uncertainties linked to LCA and ABM preclude predictive results, data generated by ABM could help future CLCAs. Moreover, simply scaling up a technology without accounting for its impacts on users may not enable the proper assessment of policies related to the technology due to non-linear effects (Querini & Benetto, 2015). Finally, the authors acknowledge that one way to improve the AB-LCA is to incorporate a dynamic LCI for the electricity mix (Querini & Benetto, 2015). Another example is a study on residential lighting (Hicks & Theis, 2014). In this case, the ABM simulated households' decisions regarding light bulbs. Interestingly, the authors applied the concept of utility to base agent decision rules and evaluated direct rebound effect stemming from efficiency changes when changing bulb type. While a roulette wheel process was introduced to represent human agents' bounded rationality when selecting the option that would be of the greatest use for them, Bichraoui-Draper et al. argued that agents' decision rules based on psychological theories of behaviour could better represent HB (Bichraoui-Draper et al., 2015; Hicks & Theis, 2014). However, in their own AB-

LCA of switchgrass-based bioenergy systems, Bichraoui-Draper et al. still represented farmers as rational economic agents (Bichraoui-Draper et al., 2015).

Recent advances in psychology and behavioural economics demonstrated that humans think with both a reflective system (leading to rational decisions) and an automatic system (leading to more instinctive decisions) (Thaler & Sunstein, 2008). Hence, the answer to the question of whether to design an agent's decision rules based on an assumption of rationality or not in ABM involving humans depends on the context in which the decisions are made. If agents in the ABM represent organizations, decisions will be expected to be taken in a rational way and the decision rules will then be modeled accordingly. However, when agents are portraying individuals or households, there is a possibility that decisions are not rational and one may then look for a behavioural model that more accurately represents the real-life decision process (Epstein, 1999). This is especially relevant when assessing the potential benefits of policies on agent irrationality, such as nudges. One of the most popular theories regarding behavioural change is the theory of planned behavior (TPB) (Gainforth, West, & Michie, 2015). As a result, the TPB is often applied in ABM to define the agents' decision rules in models describing HB (Andrews et al., 2011; Khansari et al., 2017; Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018; Sopha et al., 2017).

The TPB, however, only explains approximately one third (1/3) of the observed variance of behavioural change and does not account for the attitude-behaviour gap (Kaiser et al., 2010). Moreover, attitudinal factors such as those explored in the TPB are part of a broader set of factors that influence behaviours. Stern identified four causal factors that shape pro-environmental behaviours: contextual factors (i.e., physical, economic and social contexts), personal capabilities (i.e., resources such as knowledge and money that are available to the individuals), attitudinal factors (i.e., values, beliefs, attitude, and norms), and habits (Stern, 2000). This has led some researchers to base their agents' decision rules on another behavioural theory, which explicitly addresses the attitude-behaviour gap (Byrka et al., 2016). Regardless of the behavioural theory, ABM is a relevant tool to represent HB, since it can handle complexity. Indeed, HBs are heterogeneous (di Sorrentino et al., 2016), interdependent (Byrka et al., 2016), context-dependent (Stern, 2000), and may evolve over time (Soderholm, 2013) forming complex consumption patterns (Table 4.1).

Although greater focus on HB and their change was identified as research avenues for LCA (di Sorrentino et al., 2016), they have not attracted many efforts in AB-LCA literature. A number of studies involving AB-LCA focused on adoption and diffusion: the adoption of biomass as fuel in Dutch power plants (Davis et al., 2009), farmer crop diffusion (Bichraoui-Draper et al., 2015; Marvuglia et al., 2017) or the adoption of electric vehicles (Onat et al., 2017; Querini & Benetto, 2015) or other products (Hicks & Theis, 2014; Wang, Brême, & Moon, 2014).

Table 4.1 Human behaviour, CAS and relevance of ABM

Human behaviour characteristics	Complex adaptive systems (CAS) properties	Relevance of agent-based modeling
Heterogeneity in HB	CAS are based on heterogeneous entities	Agents are heterogeneous (with their own distinct characteristics)
Individuals influence each other	Entities interact with each other via feedback loops	Agents interact with each other (e.g., via a network)
Behaviour adaptation (e.g., due to context)	Learning and evolution processes occur in CAS	Agents are capable of self and collective learning
Context-dependent HB	Entities are located in an environment (e.g., geographic context)	Environment is included in ABM
HB evolves over time	CAS evolve	Time is a component of ABM

Based on the literature, current practice in AB-LCA involves two major limitation. First, while agents' behaviours are evolving over time, most studies use static LCA data. In the case in which a product system's technology matrix also evolves (e.g., systems involving electricity consumption), considering static data does not make it possible to fully grasp the environmental impacts (Dandres et al., 2017a; Maurice et al., 2014; Milovanoff et al., 2018). Second, agents'

decision rules do not always capture the irrationality of human agents, possibly leading, once again, to inaccurate results.

4.2.4 Methodology

In this section, a methodology to assess the environmental consequences of behavioural changes in the LCA of technologies is presented. To account for HB, ABM of households and their practices relying on a psychological model (to better represent the irrationality of certain human decisions such as peer effects) and contextual data is proposed. The environmental assessment is then performed in real time in the model using temporally disaggregated inventory data. The methodology is illustrated by applying it to study the environmental performances of smart homes.

4.2.4.1 General methodological framework

Two types of outputs need to be computed: default outputs from a business-as-usual scenario and amended outputs from the studied scenario (smart home usage). Figure 4.1 summarizes the methodology flowchart, beginning with descriptions of the system and data collection process and the specifications of the ABM sub-models (Figure 4.1, step 1 and Supplementary Materials A1). Then the ABM is built, and the system's simulations are performed (Figure 4.1, step 2). The environmental impact assessment outputs are finally analyzed and interpreted (Figure 4.1, step 3).

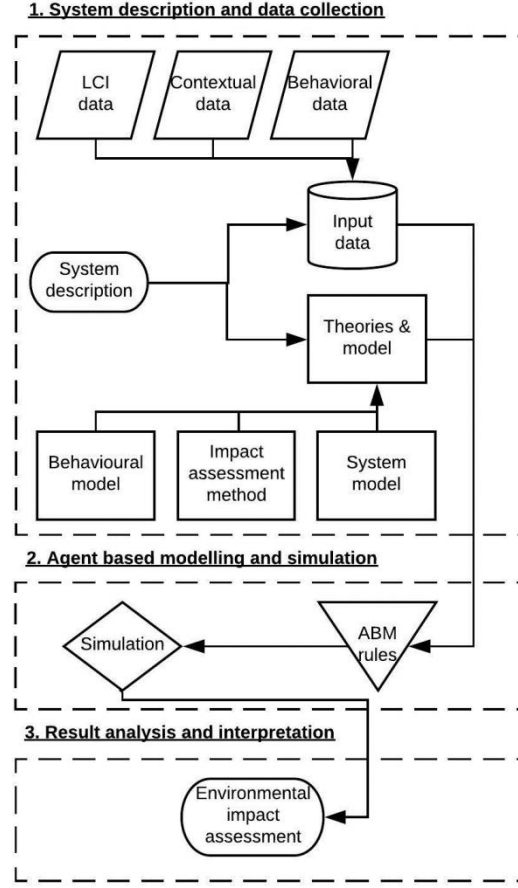


Figure 4.1 Flowchart of the overall methodology

To conduct the environmental assessment of the evolving system modeled in an ABM (Figure 4.1, step 3), certain modifications to the standard LCA matrix description (Heijungs & Suh, 2002) are required. First, the functional unit(s) vector \mathbf{f} must represent consumption at a certain time t . To that end, a usage binary matrix \mathbf{U}^ω (its element being either 0 or 1) is defined to account for the use of n different products or services over a sequence of m time-steps by a single agent ω (Equation 4.1), as well as a demand matrix \mathbf{D} (Equation 4.2) to represent the amount of functional units related to the use of each product:

$$\mathbf{U}^\omega = \begin{pmatrix} u_{11}^\omega & \cdots & u_{1t}^\omega & \cdots & u_{1m}^\omega \\ \vdots & \ddots & \cdots & \cdots & \vdots \\ u_{i1}^\omega & \cdots & u_{it}^\omega & \cdots & u_{im}^\omega \\ \vdots & \cdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ u_{n1}^\omega & \cdots & u_{nt}^\omega & \cdots & u_{nm}^\omega \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

$$\mathbf{D} = \begin{pmatrix} d_{11} & \cdots & d_{1t} & \cdots & d_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{i1} & \cdots & d_{it} & \cdots & d_{im} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & \cdots & d_{nt} & \cdots & d_{nm} \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

A consumption matrix \mathbf{C} representing the consumption of n different products or services by all agents over time is then obtained from Equation 4.3 (where \circ represents the Hadamard (or element-wise) product operator):

$$\mathbf{C} = \sum_{\omega} (\mathbf{U}^{\omega} \circ \mathbf{D}) \quad (4.3)$$

Finally, the vector \mathbf{f}_t representing the functional unit(s) at time t is retrieved by summing the elements sharing the same functional unit in the column t of the matrix \mathbf{C} . For instance, in the case of residential energy consumption this means that the demand of all appliances using electricity at t composes one element of \mathbf{f}_t while another element consists of all appliances using gas at t and so on for all energy vectors that are used. This operation makes it possible to consider a broad definition of a functional unit (as defined by Goedkoop (Goedkoop, 1999)) composed of the evolving usage of different products by the agents in the ABM. Since consumption often appears stochastic, any element u_{it}^{ω} of the usage binary matrix may be further defined as a Bernoulli random variable. The probabilities related to the u_{it}^{ω} may be determined by collecting data from the literature and/or national statistics or by conducting surveys (Figure 4.1, step 1). The ABM time component is then used to determine \mathbf{U}^{ω} and its evolution based on interactions with the environment and between agents in the modeled system (Figure 4.1, step 2).

As for \mathbf{f} , the technology matrix \mathbf{A} must represent the state of the modeled systems at a certain time t . This means that changes in terms of physical flows and connections between processes occurring during t and $t + 1$ must be represented. In the case study, for instance, the electricity mix composition varies throughout the year. It is possible to rely on available time series on processes or predictive models and define \mathbf{A}_t as the technology matrix at time t : at any time t the matrix is built within the model from the time series data or prediction. Figure 4.2 illustrates the use of the concepts defined above for an abstract system in which the demand (represented by the black dots) and supply chain (represented with both process trees and technology matrices) for a given product system evolve over time.

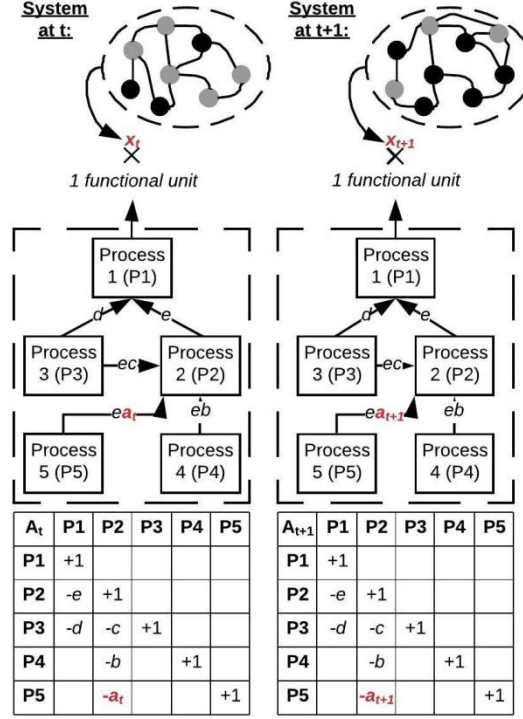


Figure 4.2 System demand and supply chain at two different times

The LCI equation ($g = BA^{-1}f$ (Heijungs & Suh, 2002)) may now be rewritten with the above modifications, with g_t , A_t , and f_t , indicating evolving LCI, technology matrix, and product system(s) demand, respectively, and B , the elementary flow matrix (Equation 4.4):

$$g_t = BA_t^{-1}f_t \quad (4.4)$$

The potential impact score in impact category e at time t is then obtained by multiplying each elementary flow g_k , with their corresponding characterization factors ϵ_{ek} in a given impact methodology and then summing them (Equation 4.5):

$$S_{t_e} = \sum_k \epsilon_{ek} g_{t_k} \quad (4.5)$$

To assess the effect of behavioral changes in the studied scenario, in impact category e at time t the default (from the business-as-usual scenario), S_{t_e} and amended (from the studied scenario) $S_{t_e}^*$ potential impact scores are compared.

4.2.4.2 Case study of smart homes

4.2.4.2.1 Case study description

The case study of smart homes is chosen to illustrate the application of the methodology. In the ABM, a set of 100 fictive ideal smart homes located in Toronto, Ontario, Canada is defined in response to the requirements outlined in the definition by Paetz et al., which combines smart metering, smart appliances, home automation and variable electricity tariffs (Paetz et al., 2012). Smart metering is the capacity to record and provide data on a home's electricity consumption in real time to the consumer and the utility. Smart appliances automatically respond to external signals, and home automation schedules use based on consumption monitoring and variable tariffs (Paetz et al., 2012). These elements enable smart homes to improve their energy management (i.e., facilitate peak shaving and encourage energy conservation). Smart meters, smart homes and the smart grid therefore contribute to demand-side management (Kakran & Chanana, 2018). Energy management by smart homes poses two intertwined challenges: optimizing load distribution for peak shaving and nudging consumers toward greener energy behaviours (Delmas et al., 2013; Thaler & Sunstein, 2008). Because social norms and factors unrelated to price play significant roles in fostering more environmentally-friendly behaviours (Allcott, 2011; Ayres, Raseman, & Shih, 2013; Stern, 1999), it is important to consider the non-rational aspect of HB, as well as social interactions between consumers, to assess the potential of smart homes toward sustainable electricity consumption.

Each home is assumed to be equipped with a set of electrical appliances: range, refrigerator, freezer, dishwasher, clothes washer and dryer, lighting, space heating, water heating, space cooling, and other small appliances. In certain configurations (see below), a home may also own a 3-kW PV rooftop panel and an 8-kWh battery system. Moreover, four types of household agents are defined according to their relation to energy: passive ratepayers, frugal goal seekers, energy epicures and energy stalwarts (Valocchi et al., 2007). The household agents receive weekly electricity consumption feedback messages (e.g., via email or smartphone notifications) containing comparisons with neighbours' consumption and other relevant information similar to the data used in empirical studies (e.g., energy-saving tips or electricity usage by appliance) (Asensio & Delmas, 2015). The households subsequently change their domestic behaviours through energy conservation, temporal shift in demand or the activation of an automated load

scheduling procedure. The different types of household agents behave differently when they are presented to electricity consumption feedback: energy stalwarts and energy epicures are respectively the most and the least willing to change their habits and the other two types are in between. The LCA process tree is represented with a weighted network of agents, and it is assumed that smart and standard homes are identical except for their electricity use, thus limiting the comparative LCA to the use phase. Finally, each tick of the clock in the ABM represents one hour and each simulation lasts one year, from April 1, 2013, to March 30, 2014. The ABM was developed as described below and implemented in NetLogo (Wilensky, 1999).

4.2.4.2.2 Smart homes agent-based model

In the model each household agent generates a stochastic electricity load profile based on the method in Paatero & Lund (Paatero & Lund, 2006). The elements of the usage binary matrix u_{it}^ω are determined in Equation 4.6:

$$P(u_{it}^\omega = 1) = p_{day}(i, d)p_{hour}(i, d, t) \quad (4.6)$$

Where, for an appliance i : p_{day} and p_{hour} are, respectively, the probabilities that the appliance is used on day d and hour t . Following appliance use, electricity demand is generated with the help of matrix \mathbf{D} (determined based on statistical data (Natural Resources Canada, 2016)). Heating and cooling degree days (respectively HDD and CDD) are used to weight the yearly space heating and cooling demand (respectively η and γ) to consider the correlation between daily outside temperature and daily space heating and cooling demand (respectively η_j and γ_j) for any day j (Equations 4.7 and 4.8). The source of HDD and CDD values and other parameter in the ABM may be found in Supplementary Materials A1.

$$\eta_j = \eta \frac{HDD_j}{\sum_j HDD_j} \quad (4.7)$$

$$\gamma_j = \gamma \frac{CDD_j}{\sum_j CDD_j} \quad (4.8)$$

In smart homes, household agents periodically receive electricity consumption feedbacks that lead them to change their behaviours (translated in the ABM by changes in the usage binary matrix \mathbf{U}^ω). The behavioural model in Byrka et al. is applied to define the household agents'

decision rules that govern those changes (Figure 4.3) (Byrka et al., 2016). It considers social norms and the difficulty in changing behaviours. In this model, the probability that an individual will engage in a greener behaviour p_{ki} is defined in Equation 4.9, where θ_k and δ_i represent the individual's k attitude level and difficulty of behaviour i , respectively.

$$p_{ki} = \frac{\exp(\theta_k - \delta_i)}{1 + \exp(\theta_k - \delta_i)} \quad (4.9)$$

Because households are thought to act as an individual with regard to energy management decisions (Snape, 2015), Equation 4.9 is used to establish the rule governing household agents' decisions in the ABM. As shown in Figure 4.3, every week, agents have a certain probability to conform (p_c) to their peer. If any given agent is indeed subjected to peer pressure, they select randomly four of their neighbours and conform to them (adopt the same state) but only if those neighbours are all in the same state. If not subjected to peer pressure, agents may adopt a new pro-environmental behaviour according to p_{ki} . The model used in the ABM however, differs in three aspects to the one from Byrka et al.: four types of household agents are defined and characterized by different attitude levels; adoption is not restricted to a single pro-environmental behaviour; and the decision follows a comparison with the best population score. The consequences of the behavioural changes by households on electricity load profiles draw on empirical studies of energy feedback (see (Asensio & Delmas, 2015) and Supplementary Materials A1). Examples of included behavioural change are washing clothes with cold water or decreasing the home thermostat temperature.

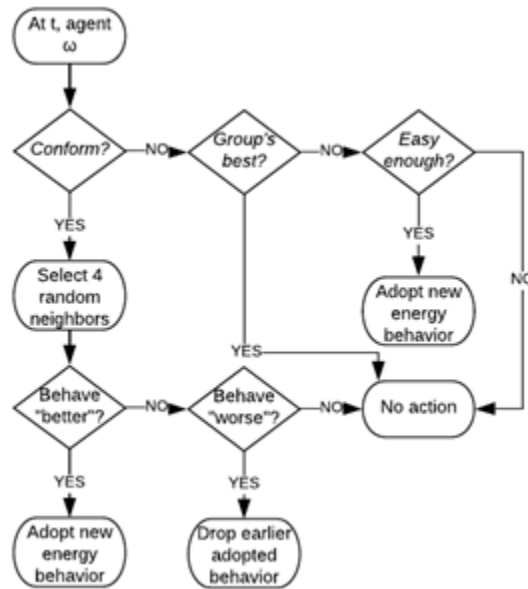


Figure 4.3 ABM's decision rules for household agents following energy feedback

To model load scheduling optimization by smart homes (either from automation or based on direct decision by the household), a greedy algorithm is implemented (see Supplementary Materials A3). Although heuristic, the greedy algorithm provides for faster computation in the model. The appliances that contribute to load scheduling and their constraints are determined based on the literature (Darby, 2006; Ehrhardt-Martinez, Donnelly, & Laitner, 2010; Paatero & Lund, 2006; Paetz et al., 2012). The optimization is carried out according to different objective function and metrics: daily electricity load variance minimization, or electricity cost or environmental impact minimization.

For the LCI of the case study, hourly electricity mix data from IESO (2013-2014 time series) (Independent Electricity System operator (IESO), 2015) were collected, and an M3 hourly electricity mix was modeled according to Equation 4.10 (Itten, Frischknecht, Stucki, Scherrer, & Psi, 2012):

$$\text{Supply mix} = \text{Domestic Production} - \text{Exports} + \text{Imports} \quad (4.10)$$

The LCI data of the electricity mix processes were obtained from ecoinvent 3.1 (Wernet et al., 2016) (see Supplementary Materials A2). For simplicity purposes, a non-marginal electricity mix was employed, assuming that 100 smart homes do not affect significantly Ontario's electricity demand. This supposes, however, that changes in the studied system are counterbalanced outside

of the system's boundaries. Finally, the LCIA was computed with the characterization factors of the Impact 2002+ methodology (Jolliet et al., 2003).

4.2.4.2.3 *Validation and simulation*

Deemed good compromises between robustness and simplicity, three validation techniques were applied: data validation, theory validation and model output validation (Sopha et al., 2017). First, with regard to theory validation, in the ABM, the agents' behavioural rules are based on empirically-validated theories (Byrka et al., 2016; Kaiser et al., 2010). Second, with regard to data validation, empirically-based data were mostly used (alternately, parameters were calibrated). These first two validation techniques ensure the validity of input data. Regarding output data, three model output validation/calibration steps were applied: the first verifies the electricity load profile generation method, the second calibrates the model in terms of energy feedback consequences, and the third evaluates the performance of the heuristic load scheduling algorithm (see Supplementary Materials A3). As for the electricity load profile a comparison between historical hourly demand in Ontario (Independent Electricity System operator (IESO), 2015) and the aggregated default electricity load output of the model for 100 household agents was made. The model reproduces annual load variation due to changes in temperature. Moreover, it also reproduces major daily events (night's off-peak, midday and evening peaks). Next, seeing as the values of p_{ki} and p_c are unknown parameters of the agents' decision rule, an output calibration is conducted. It consists of running an experimental design varying p_{ki} and p_c . Then, results are compared to empirical ones and p_{ki} and p_c values which yield an output closest to reality are kept. Regarding the assessment of load scheduling algorithm performance, the model's outputs were compared with the solutions of linear and non-linear integer programs.

In the results section, the outcomes of different simulations run using the ABM are described. The model is stochastic and the number of runs for each experimental setting was therefore determined based on operating characteristic curves, as described by Montgomery (Montgomery, 2009). It was found that 10 replicates were sufficient to reject the null hypothesis ($\alpha = 0.1$) when varying the model's parameters in the experiments. Therefore, in the following section, average results of 10 simulations and their standard deviation are presented (unless specified otherwise). To explore the conditions under which smart homes may reduce their environmental impacts, several experiments were conducted using the studied ABM. First, the environmental impacts of

smart homes (amended outputs) were simulated and compared to the business-as-usual situation (default outputs). Probabilities to conform and independently adopt a pro-environmental behaviour were $p_{ki} = 0.2$ and $p_c = 0.275$, respectively. The distribution of agent types (i.e., number of passive ratepayers, frugal goal seekers, energy epicures and energy stalwarts) followed North American figures (Valocchi et al., 2007). Ontario's 2013–2014 time-of-use (TOU) electricity prices were used (Ontario Energy Board, 2015), and load scheduling was carried out based on the hourly amount of electricity consumed in kilowatt-hours (kWh).

PV battery systems were then added to the model to assess their impact. Another set of simulations was then run to further analyze the smart homes' load scheduling capabilities and how the overall result relates to the temporal variability of the environmental impacts of the electricity mix. For those simulations, it was assumed that both the smart homes and the business-as-usual scenarios include the use of 3 kW PV rooftop panels and 8 kWh batteries. The PV generation was modelled with the PVWatts Calculator from the National Renewable Energy Laboratory (National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2018). It was also assumed that in both scenarios an equal amount of electricity due to the PV panels is produced: only the optimal management of PV electricity generation in smart homes was assessed. In smart homes, the content of the previous day PV generation that can be stored in the battery was used to perform peak shaving while in the business-as usual-scenario, this same content was used at randomly determined times. If the PV generation exceeded the battery capacity it was assumed to be sold according to Ontario's microfit program in both scenarios (Independent Electricity System Operator (IESO), 2018).

Finally, the conditions under which smart homes may reduce their environmental impacts were explored: the effects of some of Stern's causal factors of pro-environmental behaviours (Stern, 2000) on the environmental performances of smart homes were studied with a 2_{IV}^{7-2} fractional factorial design. Thus, some of the case study parameters (e.g., the smart homes' geographic location) were varied to study their effect (Table 4.2 and Supplementary Materials A4).

Table 4.2 Factor levels in a fractional factorial design for smart homes use

Factor	Low level	High level
<i>Contextual factors</i>		
Price scheme	Constant	TOU
Geography	Toronto	Thunder Bay
Load scheduling metric	CAD	DALY
<i>Personal capabilities factor</i>		
PV battery system	No	Yes
<i>Attitudinal factors</i>		
Probability of engagement	0.2	0.3
Probability to conform	0.275	0.375
Distribution of agent types	Majority of passive consumers	Majority of stalwart consumers

4.2.5 Results and discussion

4.2.5.1 Smart homes environmental impacts

In the four impact 2002+ endpoint categories, the impact scores of 100 smart homes and the most contributing elementary flows and processes are reported in Table 4.3. Smart homes lead to a 2.1 +/- 0.4% reduction in electricity consumption and cost (unless specified otherwise average results (n = 10) and their standard deviation are provided). This translates to lower impacts ranging from a 2.1 +/- 0.4% decrease in the ozone layer depletion midpoint impact category (4.04E-04 +/- 6E-

05 kg CFC-11 eq avoided) to a 1.9 +/- 0.3% decrease in the land occupation midpoint impact category (4.77E+01 +/- 7E+00 m² organic arable land avoided). In endpoint categories smart homes avert about 6.35E-03 DALY, 1.78E+03 PDF.m².yr, 5.62E+03 kg CO₂ eq, and 7.31E+05 MJ which translates to approximately 2.0% reduction in each category (see Table 4.3 and Supplementary Materials A5).

Table 4.3 Average and (standard deviation) of: the impact scores, the percentage contributions of the most contributing environmental flow and system's process, and the avoided impacts for each Impact 2002+ endpoint category for 10 simulations of 100 smart homes

Human health		Ecosystem quality	
Impact score			
DALY	2.82E-01 (1E-03)	PDF.m².yr	7.95E+04 (3E+02)
Most contributing environmental flow (%)			
Sulfur dioxide	19.4 (0.1)	Aluminium	72.9 (0.1)
Most contributing system's process (%)			
Nuclear	62.3 (0.0)	Nuclear	78.2 (0.0)
Avoided impacts			
DALY	6.35E-03 (9E-04)	PDF.m².yr	1.78E+03 (3E+02)
Climate change		Resource	
Impact score			
kg CO₂ eq	2.50E+05 (1E+03)	MJ	2.00E+07 (1E+05)
Most contributing environmental flow (%)			
Carbon dioxide	97.7 (0.3)	Uranium	87.2 (0.4)
Most contributing system's process (%)			
Gas	57.3 (0.0)	Nuclear	87.8 (0.0)
Avoided impacts			
kg CO₂ eq	5.62E+03 (8E+02)	MJ	7.31E+05 (1E+05)

Figure 4.4 shows how and when impact reductions occur. Figure4.4-a) indicates that winter and summer show greater variability in the climate change impact of the electricity mix than the intermediate seasons. This may be explained by the greater variability in hourly demand in

summer due to air conditioning and in daily demand in winter due to heating requirements, forcing utilities to turn on peak capacities such as coal plants (which cause greater climate change impact) more often in order to meet the changing demand. This suggests that a peak shaving strategy might be beneficial in these periods. Indeed, in Figure 4.4-b), rescheduling part of the daily load in summer leads to a reduction in climate change impacts. In winter, energy conservation (i.e., reduced consumption) due to feedback seems to be the main driver of impact reductions since heating appliances are not assumed to contribute to peak shaving.

Figure 4.4 (and Supplementary Materials A5) also shows how the adoption of greener behaviours in smart homes (e.g., switching off lighting more often, reduce thermostat temperature, etc.) induces reduction in climate change impacts. These results demonstrate the importance of accounting for behaviour changes: a better understanding of the link between HB and electricity consumption could support the design of smart homes that help households manage their electricity consumption more efficiently. This is in line with recent literature on energy efficiency, which asserts that technological advancement alone does not guarantee sustainable consumption patterns (Gram-Hanssen, 2013; Kowalska-Pyzalska, 2018; Zhao & Yang, 2017).

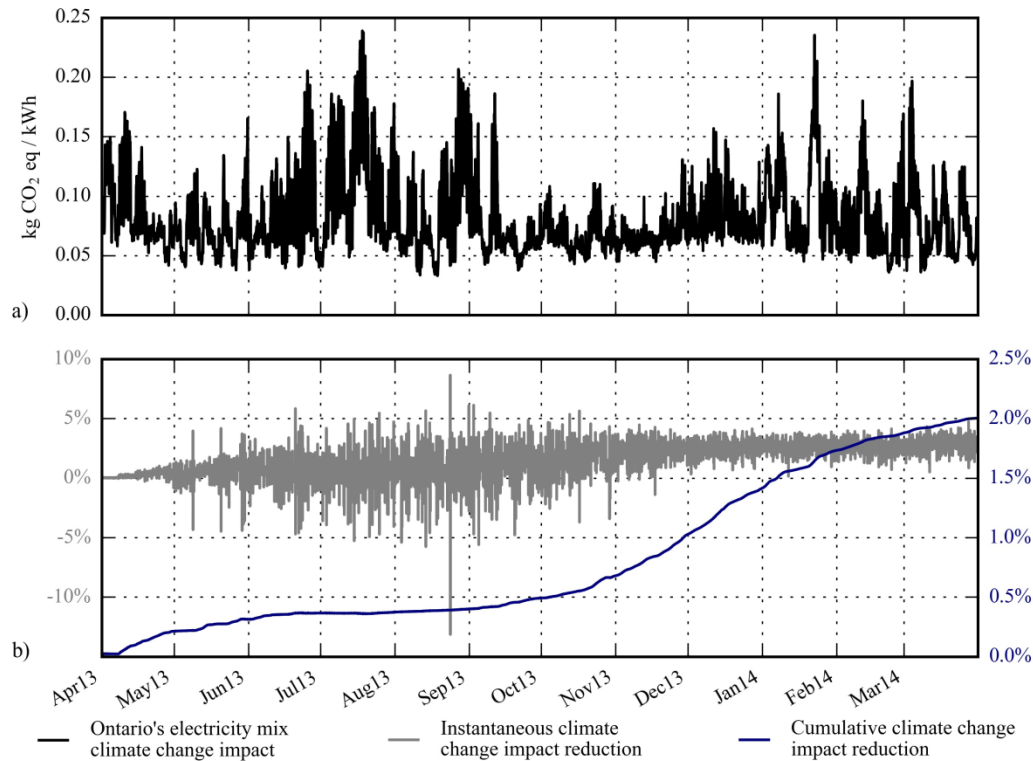


Figure 4.4 Results of a 1-year simulation: a) Climate change impact of Ontario's electricity mix per kilowatt-hour; b) Instantaneous and cumulative reduction in the climate change impact by smart homes

To better understand the relationship between household behaviours and their impact on electricity consumption, it is interesting to look at typical winter and summer days. Figure 4.5-b) shows that, in winter, over 90% of the daily load reduction of smart homes is due to energy conservation behaviours related to surface heating. Load scheduling of refrigerators and freezers leads to a 4.35 kW reduction at 7 p.m. and a 2.44 kW increase at 8 p.m. (and another minor increase at 6 p.m.). Load scheduling also shifts dryer loads in smart homes causing a 5.65 kW reduction at 8 p.m. and 5.65 kW increase at 9 p.m.

Figure 4.5-a) reveals a different situation in summer. First, daily load reduction is brought about by energy conservation behaviours, approximately one third of which are related to water heating, one third to lighting, and about one fifth to small appliances such as home electronics. Second, refrigerator, freezer, and dryer load scheduling leads to 4.22 kW and 5.99 kW reductions at 7 p.m. and 8 p.m. and 3.81 kW and 5.82 kW increases at 6 p.m. and 10 p.m., respectively. This translates to abatement in the climate change impact category of about 4% at 7 p.m., which

represents 41% of the impact reduction for the day. The ABM also allows to analyze changes occurring for individual agents (Supplementary Materials A5).

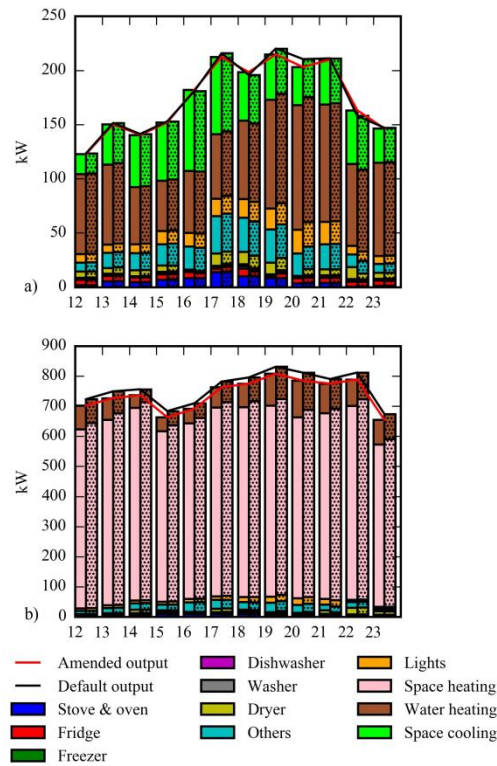


Figure 4.5 Electricity load composition for 100 homes on a) September 1, 2013 and b) March 2, 2014 (plain and hatched columns corresponding to amended and default outputs, respectively)

4.2.5.2 Load scheduling and environmental trade-off

To further explore the peak shaving capacity of smart homes, this paper compares the case in which PV battery systems are installed and optimally managed in smart homes with the case of installed but randomly managed PV battery systems in the business-as usual-scenario. Reductions in impacts ranging from 2.6 +/- 0.4% for the land occupation midpoint impact to 1.7 +/- 0.4% for the ionizing radiation midpoint impact and from 2.6 +/- 0.5% for the climate change endpoint category to 1.8 +/- 0.4% for the resource endpoint category were observed. The increase in the peak shaving capacity of smart homes results in a statistically significant 24.2% increment in average climate change impact reductions by smart homes.

Figure 4.6-a) illustrates how the electricity demand profile may be more significantly subjected to the effect of peak shaving in summer since the negative load of the PV battery system represents a greater proportion of the total positive load. Furthermore, in winter and summer, the flattening of the electricity demand curve, which is largely due to the PV battery system (Figure 4.6-a)), is evident. This translates to changes in weekly environmental impacts, for instance in the climate change endpoint category (Figure 4.6-c)). Finally, Figure 4.6-b) profiles an individual home to show that the use of PV-generated electricity shifts from 3 a.m. to 7 p.m. and 8 p.m. in winter and from the 3 p.m.–7 p.m. period to the 8 a.m. –3 p.m. period in summer.

These results may underestimate the effect of the PV battery system: in the model, on any day, only the content of the previous day's PV generation that can be stored in the 8-kWh battery is used to perform peak shaving (while data show that generation exceeds the battery's capacity on certain days). Therefore, peak shaving may be even greater depending on PV generation. Overall, the results suggest that PV battery systems may be critical to peak shaving. This does not necessarily translate, however, to impact reductions in all impact categories. Indeed, while impacts decrease in the climate change and human health categories, they increase in the ecosystem quality and resource endpoints. The next step is an analysis of the cause of this occurrence and whether another metric could minimize the trade-off.

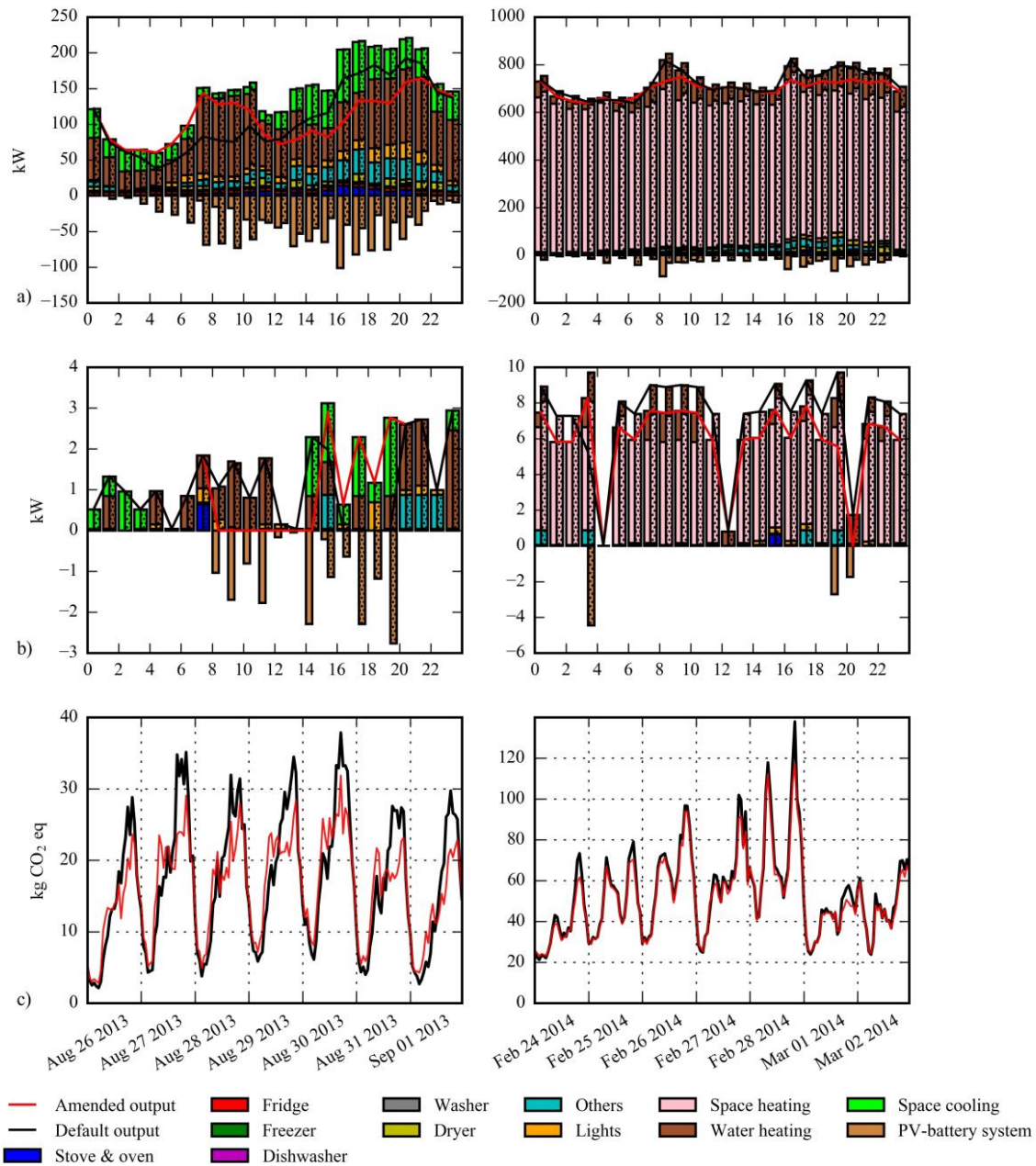


Figure 4.6 Electricity load at various times in the year when a PV battery system is considered: on September 1, 2013, and March 2, 2014 (plain and hatched columns corresponding to amended and default outputs, respectively) for a) 100 homes, b) 1 home; c) climate change impact on a summer (left) and a winter (right) week

Figure 4.7-a) presents the results of simulations in which the load scheduling procedure relies on different metrics to either minimize peak load (metric in kWh), electricity cost (metric in Canadian dollars (CAD)) or an environmental impact (e.g., metric in kg CO₂ eq). In these

experiments, only the load scheduling capability of smart homes is assessed, and it is therefore assumed that the adoption rate is 100%, homes own a PV battery system, and no behaviours related to energy conservation occur. Interestingly, choosing the metric kg CO₂ eq rather than CAD enhances the average reduction in climate change impact by more than 7.5-fold from 0.2% to 1.6% (with standard deviations below 1E-02% for both values). This demonstrates that load scheduling strategy based on minimizing monetary cost may result in sub-optimal solution with regards to the objectives of minimizing climate change or other environmental impact.

Figure 4.7-a) also shows the trade-off in environmental impacts that load scheduling brings about. Using kg CO₂ eq enhances impact reductions in the climate change and human health categories but also generates more significant impacts in the ecosystem quality and resource categories than other environmental metrics. The metric related to the human health impact category (DALY) seems to be less sensitive to a trade-off, with average performances in impact categories besides its own. The temporal state of Ontario's mix explains the trade-off. For instance, nuclear energy (which is responsible for most of the impact in the resource endpoint category) is mainly used during off-peak periods, while fossil fuels (which are responsible for most of the impact in the climate change endpoint category) are mainly used during on-peak periods, explaining the trade-off when using kWh or kg CO₂ eq as load scheduling metrics (Figure 4.7-b)). However, this may not remain true if smart homes are assumed to affect Ontario's electricity demand and a marginal electricity mix is used (Dandres et al., 2017a).

These results and other work confirm that working with temporally disaggregated data for the electricity mix is critical. Otherwise, the environmental performance of a peak shaving strategy or another application (e.g., load migration between data centers, use phase of electric vehicles) may not be assessed (Dandres et al., 2017a; Milovanoff et al., 2018; Querini & Benetto, 2015).

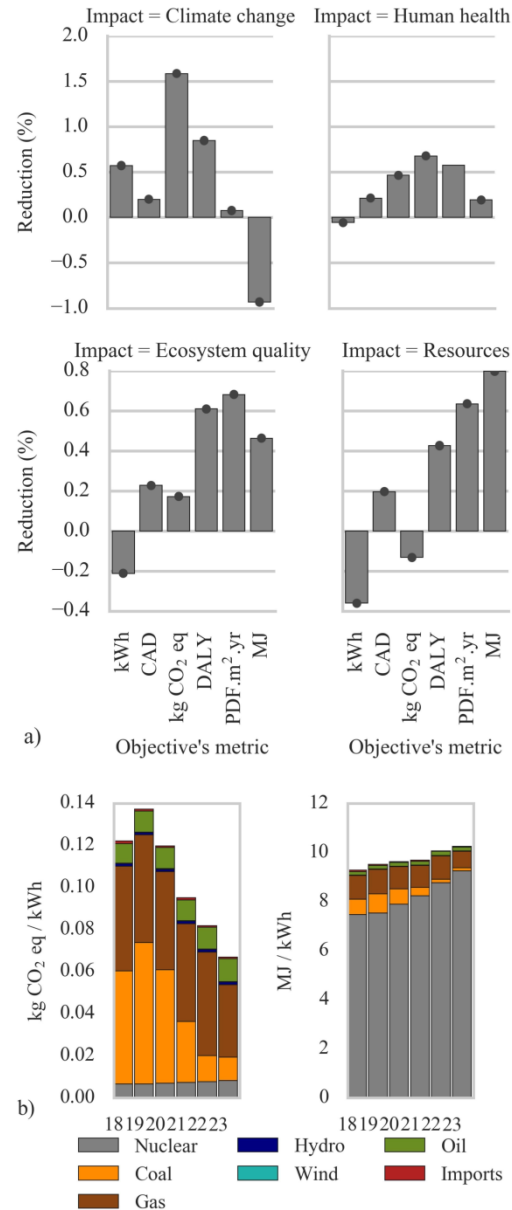


Figure 4.7 Peak shaving and its trade-off: a) peak shaving results according to different metrics (error bars represents the 95% confidence interval, n=30); b) Climate change and resource impact of Ontario's electricity mix on July 28, 2013, evening peak hours

4.2.5.3 Causal factors of pro-environmental behaviors

Load scheduling is only one of the management strategies for smart homes. Ultimately, their performances depend on automated smart management and their capacity to engage consumers.

Therefore, as a final step, the influence of several factors that may shape the environmental performance of smart homes was assessed (see Supplementary Materials A5). As expected, the effect of peer pressure (measured by the probability to conform) clashes with engagement in greener behaviours (measured by the probability of engagement). Indeed, the probability to conform has a negative effect at the beginning of the simulation because no agents (except a few early adopters) adopted pro-environmental behaviours. However, this effect becomes positive during the simulation, once enough agents have adopted environmentally sound behaviors. Overall, increasing the probability of conforming hinders the adoption of greener behaviours.

Interestingly, contextual factors have mixed effects. First, as expected, the electricity price scheme does not affect the direct environmental impacts of smart homes (as it was assumed that it does not play any role in the decision to adopt pro-environmental behaviours (see Figure 4.3)). The geographic location of smart homes and choice of load scheduling metric, however, have significant effects. Indeed, smart homes heating and cooling loads, as well as PV generation, vary with the geography and thus affect results. This fact highlights the relevance of including contextual factors in smart home studies.

Overall, in the climate change impact category, contextual, personal capabilities and attitudinal factors account for 12.7%, 29.1% and 29.0% of the impact result variance, respectively. Therefore, it seems that attitudinal factors account for the greatest part of the variability in results. For the other endpoint categories, the contribution of the personal capabilities factors is lower, ranging from 0.1% in the resource endpoint category to 5.7% in the human health endpoint category. Contextual factors have more effects in the other endpoint categories, however, ranging from 16.2% for the human health impact to 17.3% for the resource impact. Finally, the effects of attitude-related factors range from 39.0% in the human health endpoint category to 40.8% in the resource endpoint category.

These results could help in designing behavioural policies in line with environmental objectives. For instance, certain geographic locations or populations with certain socio-economic characteristics could be prioritize when encouraging the development of smart homes. Moreover, the ABM could be used to study what type of demand-side management policies would be the most effective. The results are in line with the literature: pro-environmental behaviours are

influenced by contextual and attitudinal factors. Moreover, social influence only exerts a positive effect once a certain adoption rate is achieved (Kowalska-Pyzalska, 2018).

4.2.5.4 Limits and future work

One of the limits of this study is the use of data from various contexts which may not always represent closely the reality (e.g., aggregated energy data from Canadian statistics rather than specific data for Toronto). Moreover, the LCA was limited to the homes use phase and did not account for the consumption of other energy vector than electricity such as natural gas or wood. Because ICT infrastructure (sensors, switches etc.) and its use may contribute to the environmental impacts of smart homes (Dandres et al., 2017a; Dandres et al., 2017b), neglecting those aspects is also an important limitation of the study. Another limit is that potential environmental impacts stemming from rebound effect have not been considered. Some authors, however, argue that because rebound effect may dim the potential environmental benefits of any new product, its estimation should be included in LCA especially for ICT systems (Arushanyan et al., 2014; Girod, 2016). The proposed methodology, because it entails a wide definition of the functional unit, could be especially suited to study rebound effect in the environmental assessment of technologies.

Besides those considerations, a further step to develop the methodology could be to include a geographic information system extension in the ABM, in combination with a regionalized impact methodology such as the Impact World + method (Bulle et al., 2019). Thus, the realism of the modeled consumption system, as well as the LCIA, would be enhanced. For instance, it was demonstrated that, because the exchange between different regions in the electricity mix is physically limited, its geographic variability should be considered (Vallée Schmitter, 2016). Another interesting step for systems involving electricity would be to use a marginal hourly mix, which reflects how the contribution of each technology in the mix depends on electricity demand (Dandres et al., 2017a). Finally, because human system ABM is not necessarily quantitatively predictive and, rather, helps to explore different scenarios (Baustert & Benetto, 2017; Grüne-Yanoff & Weirich, 2010; Hicks & Theis, 2014; Querini & Benetto, 2015), another interesting research avenue would be to combine ABM and machine learning algorithms to improve the

predictive power of ABM, as was done in a recent study on the adoption of rooftop solar technologies (Zhang et al., 2016b).

4.2.6 Conclusion

This paper strives to develop a general methodology in response to the challenges of accounting for HB and their change in the environmental assessment of technologies. The method was then applied to the case study of smart homes. Results show that accounting for household interactions when designing smart homes is critical on two levels. First, households may influence each other through comparative energy feedback and this influence depends on household types. Second, load scheduling depends on the capacity of a central system to redistribute the households' loads optimally. Another finding is that HB shapes electricity consumption and must therefore be accounted for. This is especially relevant when contextual factors are also studied (e.g., different homes' behaviours are associated with different seasons). Moreover, the results show that attitudinal factors to greener behaviours cause significant effects, contributing to up to 30% of environmental benefits. Furthermore, load scheduling optimization may lead to reductions for certain environmental impacts but could also cause a trade-off. The metric used in load scheduling must therefore be selected carefully in order to optimize reductions in all environmental impact categories. Finally, installing a PV battery system in smart homes significantly enhances load scheduling capabilities, creating an additional abatement of 25% for the climate change impact.

Regarding the methodology, while ABM was identified as a relevant tool, current practice in sustainability research often assumes the rationality of agents which may not reflect reality. However, considering the irrationality of certain behaviours may significantly influence the impact assessment results. Thus, this paper contributes to the development of LCA by proposing an approach that accounts for irrational behaviours and performs the environmental assessment of their change over time. This methodology could be used to perform LCA of behavioural policies. Moreover, the concept of the assessment of a wide functional unit which evolves through time presented in the method section could be used in the LCA of complex production and consumption patterns. Evaluating other such complex systems (e.g., mobility or diet) could therefore be another application of the developed methodology.

CHAPITRE 5 ARTICLE 2 : ACCOUNTING FOR FLUCTUATING DEMAND IN THE LIFE CYCLE ASSESSMENTS OF RESIDENTIAL ELECTRICITY CONSUMPTION AND DEMAND-SIDE MANAGEMENT STRATEGIES

5.1 Présentation de l'article

Le manuscrit qui suit présente une étude critique de différentes approches d'analyse du cycle de vie concernant la prise en compte des aspects temporels lors de la modélisation de la phase d'utilisation. Il a été rédigé par Julien Walzberg sous la supervision du docteur Thomas Dandres et des professeurs Nicolas Merveille, Mohamed Cheriet et Réjean Samson.

Il a été soumis à *Journal of Cleaner Production* le 23 mai 2019 et approuvé pour publication le 31 août 2019.

Les informations supplémentaires soumises avec l'article sont disponibles dans l'annexe B.

5.2 Manuscrit

5.2.1 Abstract

The inclusion of temporal aspects in the environmental assessment of complex socio-technical systems is crucial. For power systems, such considerations allow computing the environmental impacts related to demand-side management strategies which could not be assessed with static data, such as temporal shifts of part of the demand from one period of the day to another. Several life cycle assessment (LCA) studies have included temporal aspects, but mostly regarding the system's production function. The consumption side of a socio-technical system, however, is also prone to fluctuate in time and its misrepresentation may lead to additional errors. In this study, the residential power demand of a set of Canadians' homes was modeled with a stochastic approach. Then, three different LCA approaches are compared: the use of an average or a marginal electricity mix and a combination of the two. The influence of the temporal granularity of data (yearly average or hourly data) on LCA results was also investigated. The case study of a simple demand-side management strategy illustrates the method. Results show that the

assumption of a constant demand leads to errors regarding environmental impacts assessment, which may be as high as 136 % depending on the period of the year assessed. Moreover, the wrong assumption regarding the nature of power demand leads to sub-optimal results for demand-side strategy: the use of an average electricity mix slightly increases greenhouse gas emissions, whereas applying a marginal mix decreases emissions by 10%.

5.2.2 Introduction

World scientists' recently reminded humankind of its lack of progress in the last 25 years toward solving environmental challenges (Ripple et al., 2017). The Sustainable Development Goals (SDGs) are a response to some of those challenges and aim at improving current and future generation lives and prospects (United Nations, 2017). Amongst them, SDG 12 seeks to ensure sustainable consumption and production patterns (United Nations, 2017). It is often difficult to assess the sustainability of a given activity because of the multiple and complex interactions to consider among economic, environmental, and social elements (Moon, 2017). However, understanding the complex interactions between human and natural systems is critical to creating sustainability solutions (Liu et al., 2015). In many instances, one may study sustainability questions adopting a socio-technical system view, where a social network of actors and a physical network of artifacts give form to a complex adaptative system (Van Dam et al., 2012).

Socio-technical systems are defined as systems in which the production and the use of technologies are distinguished but studied as a whole (Geels, 2012). Applying a socio-technical approach to study scenarios of low-carbon transitions allows understanding the dynamics of those transitions and going beyond the simple focus on technology fixes or behavior changes (Geels, 2012). In sum, this approach proposes to study the co-evolution of the production and the consumption sides of a system which changes. Examples of socio-technical systems studied in sustainability are cities (Deng et al., 2018; Williams, 2017), the agri-food system (Jedelhauser & Binder, 2018; Konefal, 2015), tourism (Lim, Mostafa, & Park, 2017), mining (Weiser et al., 2017), and transportation (Fallde & Eklund, 2015; Geels, 2012).

5.2.2.1 The power system as a complex socio-technical system

The electricity sector is also an example of socio-technical systems. It is made up of a network of technological artifacts (e.g., generation technologies such as wind farms or thermal power plants, transmission lines, etc.) and involves many interrelated actors (e.g., power suppliers, network operators, regulatory authorities, industrial and residential consumers etc.) (Batten, 2009; Eisenberg et al., 2017; Van Dam et al., 2012). The power system co-evolves with the web of actors: the number of links in the network and their types change over time and affect both the technical and the social dimensions of the system (Van Dam et al., 2012). Indeed, the intertwined social and technical networks of the power system form a complex adaptive system: actors in the social network are responsible for the operation and development of the technical network which in turn affects the behavior of the actors (Van Dam et al., 2012).

Electricity and heat production was responsible for a quarter of global greenhouse gas emissions (GHG) in 2010 and thus fairly contribute to climate change (Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2014). It is possible, however, to reduce the climate change impact of power systems, for instance, by decreasing the environmental impacts of electricity consumption (Dandres et al., 2017a) or by increasing the share of renewables in the production mix (Milovanoff et al., 2018). Such strategies often lean on information and communication technologies (ICT) (Milovanoff et al., 2018).

ICT may be used to improve the environmental performance of human activities and technological processes. For example, teleconferencing and telecommuting reduce polluting emissions from transportation (Kitou & Horvath, 2006; Matsuno et al., 2007). Digitization is another example where ICT decrease media's environmental impacts (Reichert, 2002). At last, one promising application of ICT to lower power systems' environmental impact is the smart grid. By promoting demand-side management (DSM), the smart-grid could contribute to reducing the environmental impacts of power systems (Warren, 2014). DSM aims to better manage or reduce energy consumption on the demand side of the system to achieve objectives such as balancing supply and demand or facilitate the integration of renewables (Warren, 2014).

The application of DSM strategies in the residential sector (responsible for 19 % of global GHG emissions (Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2014)), could help reducing climate change impact, for instance via smart homes (Walzberg, Dandres, Samson, Merveille, &

Cheriet, 2017). Concerning energy management, a smart home may be described as a combination of smart metering, smart appliances (or Internet of things), and home automation (Paetz et al., 2012). Those elements help the implementation of DSM strategies such as shifting demand from one period to another or energy conservation (Warren, 2014). Energy conservation avoids the use of energy and related GHG emissions in a rather straightforward way. Load shifting, however, does not intend to reduce energy consumption but instead aims to prevent the use of marginal electricity generation technologies such as coal plants (which cause more significant climate change impact) to meet the peak demand (Milovanoff et al., 2018). This DSM strategy makes the environmental assessment more difficult because it requires temporally disaggregated environmental data of power systems. Otherwise, it is not possible to assess the consequences of the shifting load from one period to another (Walzberg et al., 2017).

5.2.2.2 Temporal aspects in life cycle assessment

An important, but often overlooked dimension when studying complex systems (such as power systems) is time (Van Dam et al., 2012; Weiser et al., 2017). Time plays a significant role in the environmental, social, and economic impact of human activities. Regarding socio-economic impact, time reconfigures social dynamics amongst stakeholders, which may change conclusions depending on the period assessed (Jones et al., 2017; Karami et al., 2017; Merveille, 2014b). As to environmental impact, Levasseur et al. showed that consideration of time in life cycle assessment (LCA) may also modify conclusions regarding the system assessed (Levasseur et al., 2010) and several works further developed their methodology particularly by proposing methods to generate dynamic life cycle inventories (LCI) (Beloin-Saint-Pierre et al., 2014; Cardellini et al., 2018).

LCA accounts for all matter and energy flows related to the entire life cycle of a product or a service (life cycle inventory or LCI), before calculating its related potential environmental impacts (life cycle impact assessment or LCIA) (Hellweg & i Canals, 2014). The methodology is applied to study two types of questions: 1) what are the potential environmental impacts of a product or service (ALCA) and 2) what are the environmental consequences of a change in demand of a product or service that underlies a decision-making process (CLCA) (Baustert & Benetto, 2017). For both ALCA and CLCA, products and services are assessed as to their

capacity to fulfill a particular function, and therefore, a functional unit is defined before the assessment. ALCA models the physical flows between processes for the functional unit at a specific time. It is, therefore, a "snapshot" of the studied system. In the case of CLCA, impacts of changes in demand of the functional unit, are computed. In that case, the study is not limited to the system's physical flows (Baustert & Benetto, 2017).

Since its early development in the 1960s, LCA underwent various developments in order to study more and more complex production and consumption systems (Bjørn et al., 2018; Hellweg & i Canals, 2014). Researchers developed different approaches regarding system boundaries, allocation methods, data aggregation levels, and time (Guinée et al., 2011). The consideration of temporal aspects is especially relevant to electricity infrastructure. Indeed, different generation technologies are used depending on the hour of the day and the season (Dandres et al., 2017a; Elzein, Dandres, Levasseur, & Samson, 2019; Milovanoff et al., 2018). Particularly in smart grids contexts which may favor shifting power demand in time. In LCA the inventory of elementary flows is, however, traditionally temporally aggregated to a given year.

Pehnt and later, Levasseur et al. first introduced the concept of dynamic LCA (Levasseur et al., 2010; Pehnt, 2006). Levasseur et al., notably, showed how to characterize a dynamic LCI with time-dependent characterization factors (Levasseur et al., 2010). However, the methodology does not clarify how to generate dynamic LCI data. Since then, significant steps were taken towards dynamic LCA and has led to numerous methodological development to include time in LCA (Beloin-Saint-Pierre et al., 2014; Cardellini et al., 2018; Dandres et al., 2017a; Fauzi et al., 2019; Kono et al., 2017; Maier et al., 2017; Tiruta-Barna et al., 2016). One study, for instance, extended the enhanced structural path analysis method developed by Beloin-Saint-Pierre et al. to incorporate both spatial and temporal information in the LCI of wheat production in Cornwall, UK (Maier et al., 2017). While the authors found that emissions can be computed across space and time, they also highlighted that LCI databases are often not detailed enough to generate a comprehensive and realistic analysis.

Another study solved this issue by collecting high-resolution temporal data of electricity generation to calculate the dynamic LCI of electricity use in France (Milovanoff et al., 2018). According to their analysis, the lack of inclusion of detailed temporal information leads to underestimate or overestimate environmental impacts. Moreover, their study emphasizes that

variabilities of demand and production sources of power systems make the use of a dynamic LCI especially relevant. A similar study confirmed that the use of average rather than hourly emissions factors could lead to errors as high as 34% when assessing the emissions of electricity use in Germany (Kono et al., 2017). Moreover, the authors showed those errors were especially high during the weekend daytime and weekday nighttime, which was explained by higher or lower shares of renewables in the grid mix for these periods. Another study on French residential electricity consumption found that environmental impacts vary in line with the season (Roux et al., 2016). In winter, a higher share of coal and gas power plants in the grid leads to a higher climate change impact than in summer.

5.2.2.3 Problem statement and research objectives

For power systems, besides increasing the realism of the model, including dynamic aspects in the LCA allows assessing the environmental benefit of specific DSM strategies. For instance, strategies that shift part of the demand from one period to another (Milovanoff et al., 2018), or from one region to another (Dandres et al., 2017a) may not be assessed with static data such as yearly average emission factors. As, power systems imply different generation technologies at different period of the day, month, and year, the use of LCA enables spotting potential environmental trade-offs (Turconi et al., 2013). Such trade-offs may emerge when DSM strategies are used within the smart grid. The shift of demand from a particular region or period to another may, indeed, reduce certain environmental impacts but deepen others depending on the technologies forming the grid mix in that period or region (Dandres et al., 2017a; Milovanoff et al., 2018). Hence, temporal aspects must be considered in order to be able to evaluate the environmental consequences of the smart grid capacity to shift in time or space power demand. As the literature shows, many approaches have been developed to include temporal aspects in LCA; however, two main challenges remain.

First, not many studies have focused on the modeling of the demand side of the equation, i.e., the functional unit. Indeed, the use phase scenarios (which often define the functional unit) are often based on rudimentary assumptions (di Sorrentino et al., 2016). Furthermore, the scenarios are usually static and do not account for changes in demand for a particular functional unit over time. Thus, better modeling of the use phase could increase the realism of the LCA and provide insight

into how and why the demand for a given functional unit evolves (Walzberg, Dandres, Merveille, Cheriet, & Samson, 2019b). Two LCA studies on server's usage, for instance, simulated the hourly electricity demand of an average day and used an hourly electricity mix to compute the LCI (Dandres et al., 2017a; Dandres et al., 2016). Certain days of the year may, however, have a very different hourly profile than the assumed average (e.g., the day of the Super Bowl or the World Cup), which would result in errors in the assessment. This issue may be especially relevant if the atypical days of servers' usage coincide to atypical days of electricity generation environmental impacts. The challenge of adequately defining the functional unit was, thus, mentioned by the authors (Dandres et al., 2016). The error may remain small in the case of servers' usage; however, this may not be the case for residential electricity consumption. Indeed, the later highly fluctuate depending, for instance, on weather conditions.

Second, it is not always evident in the literature what type of LCA question is answered with a dynamic assessment. Some authors have used an attributional approach to build temporally disaggregated LCI (Milovanoff et al., 2018; Roux et al., 2016), while others applied a consequential view (Dandres et al., 2017a). With regards to the minimization of servers' usage environmental impact, Dandres et al. show that using an attributional approach does not always allow an optimal reduction in environmental impact (Dandres et al., 2017a). According to the authors, however, it is critical to reconcile those two approaches for policy implications. Thus, a solution for electricity systems could be "a hybrid method in which the allocation of the marginal and non-marginal emissions between all electricity consumers would depend on the steady and fluctuating parts of their power demands" (Dandres et al., 2017a). In the case of DSM of residential electricity consumption, for instance, part of the demand is steady when compared to the business as usual (BaU) situation, and thus it should be assessed with an attributional approach. Another part of the demand, however, fluctuates (as compared to the BaU) due to the DSM strategy and should be assessed with a consequential approach. Hence, this article aims to:

- Demonstrate the relevance of taking into account the temporal variations of both the production and consumption sides in the case of the LCA of residential power demand,
- Propose an approach to assess the environmental impacts of the steady and fluctuating parts of residential power demand and apply it on a simple DSM case study.

5.2.3 Materials and method

In the environmental assessment of complex socio-technical system such as power systems, it is necessary to realize that both the functional unit provided by the system in use and its production evolve (Figure 5.1). In the case of residential electricity consumption, the use of electricity varies according to the time of the day (e.g., nighttime or daytime), the day of the week (weekend or weekday), or the month of the year (winter months or summer months). On the production side, variation in demand and the weather are some of the factors that affect the shares of the different production technologies used in the electricity mix. The following sub-sections present how temporal information was included on both the demand and production side of the assessment of residential electricity consumption. Next, a hybrid attributional-consequential approach to LCA is presented along with the case study.

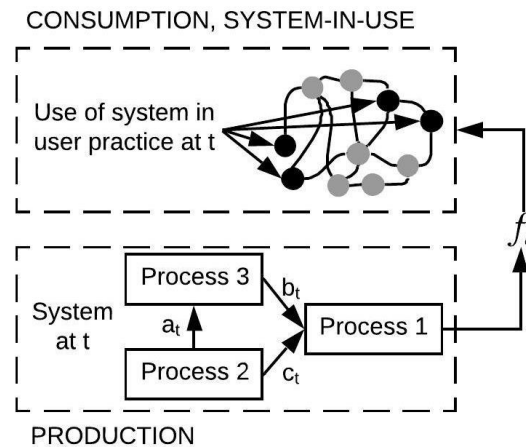


Figure 5.1 Representation of a complex socio-technical system at time t . The production part of the system may be modeled with LCA while various modeling techniques may be used for the consumption part. In the figure, f_t designates the amount of a given functional unit used at t , a_t , b_t , and c_t designates the economic flows linking the technological processes of the product system

5.2.3.1 A stochastic model of residential power demand

The starting point of the method is to define a set of households, each equipped with a set of appliances. For the case study, 10 Canadian households located in Toronto and 11 appliances (range, refrigerator, freezer, dishwasher, clothes washer and dryer, lighting, space heating, water

heating, space cooling, and other small appliances) are modeled. The distribution of appliances, i.e., the amount of each appliance in each household, follows National statistics (Natural Resources Canada, 2016). The statistical data are also used to establish yearly electricity consumption for each appliance (Table 5.1) (Natural Resources Canada, 2016). The studied period is one year from April 1, 2013, to March 30, 2014.

Table 5.1 Appliance yearly electricity consumption (04/2013-04/2014)

Appliances	Yearly electricity consumption (kWh)
Stove & oven	646
Refrigerator	434
Freezer	333
Dishwasher	86
Clothes washer	60
Dryer	805
Lighting	1095
Space heating	19727
Water heating	6172
Space cooling	1171
Other appliances	94

Then the stochastic model from (Paatero & Lund, 2006) (which was adapted in previous works (Walzberg et al., 2019b; Walzberg et al., 2017)) is used to establish the power demand P_h at a particular hour h according to Equation 5.1.

$$P_h = \sum_j^m \sum_i^n (p_d(i, j, d) \times p_h(i, j, d, h) \times \delta_j) \quad (5.1)$$

Where n and m designate the total number of households and electric appliances respectively.

The probabilities p_d and p_h are the probabilities for a household i to use appliance j on the day d and hour h respectively. The probabilities p_d and p_h are taken from the literature (Walzberg et al., 2019b). Finally, δ_j is the power demand for appliance j . To improve model realism, space heating and cooling daily electricity load (η_d and γ_d respectively) are correlated to the daily outside temperature through heating and cooling degree days (H_d and C_d respectively) (equations 5.2 et 5.3):

$$\eta_d = \eta \times \frac{H_d}{\sum_d H_d} \quad (5.2)$$

$$\gamma_d = \gamma \times \frac{C_d}{\sum_d C_d} \quad (5.3)$$

With η and γ the yearly electricity consumption associated with the household space heating and cooling activities. Heating and cooling degree days H_d and C_d are determined from equations 5.4 and 5.5:

$$\begin{cases} H_d = T_b - T \text{ for } T \leq T_b \\ H_d = 0 \text{ for } T > T_b \end{cases} \quad (5.4)$$

$$\begin{cases} C_d = T_b - T \text{ for } T > T_b \\ C_d = 0 \text{ for } T \leq T_b \end{cases} \quad (5.5)$$

Where T_b is the base temperature (in this study set to 18°C), and T is the outside air temperature. Temperatures are taken from historical climate data, choosing Toronto's weather station (Government of Canada, 2016). The stochastic model is used to generate residential electricity consumption profiles with a time resolution of 1 hour (Figure 5.2). To validate the model, the Pearson correlation coefficient between the model's output data and historical power generation data is computed (Independent Electricity System operator (IESO), 2015). A value of 0.7 was obtained, which indicates a high correlation. The differences between historical and model values could be explained by the fact that Ontario's data also include demand from the industrial sector as well as residential. This fact may explain why the correlation between the two sets of data is not higher.

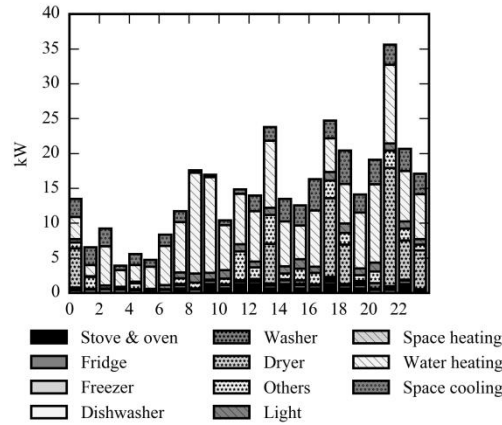


Figure 5.2 Electricity load composition for 10 Canadian households (located in Toronto) on July 31, 2013

5.2.3.2 Life cycle assessment

The functional unit chosen for this LCA study is the *use of electric appliances by ten households living in Toronto from April 2013 to April 2014*. The specific period of 2013-2014 was chosen because of its greater variability in the grid mix composition (as compared to more recent periods) to highlight the potential errors made when the fluctuation in demand is not considered. The same methodology, however, could be applied to other datasets. The endpoint impact categories of the Impact 2002+ methodology are used for the LCIA (Jolliet et al., 2003). The LCA is limited to the use of electricity to power households' appliances; the raw materials extraction, production, transport, and end-of-life of the appliances and the household's dwellings are therefore not included. The analysis is still relevant to the residential sector because the operational phase contributes to up to 90% of environmental burdens (Buyle et al., 2013).

An hourly electricity mix is built to assess most accurately the household's hourly electricity consumption profiles. First, power generation data from each technologies composing the grid mix at each hour of the year are collected from the operator which manages Ontario's power system (Independent Electricity System operator (IESO), 2015). Electricity exports and imports are also included in the grid mix according to (6).

$$S = G + I - E \quad (6)$$

Where S is the supply mix (which is used by households), G is Ontario's electricity production mix, I and E are respectively the imports from and exports to neighboring power systems (see Supplementary Materials B1).

Then, the ecoinvent database is used to set up the attributional LCI of the hourly electricity mix (also named *average hourly electricity mix* in the following) (Table 5.2) (Wernet et al., 2016). Mostly regional processes are used. For Ontario's imports from Michigan and Minnesota, (representing less than 10% of overall imports), however, specific processes are not available in ecoinvent. For those imports, the process representing New York imports was thus chosen as a proxy.

Table 5.2 IESO generation technologies and related ecoinvent processes used for the LCA

Technology in the IESO hourly data	Corresponding Ecoinvent 3.1 processes
Coal	electricity production, hard coal, CA-ON
	electricity production, lignite, CA-ON
	heat and power co-generation, wood chips, 6667 kW, state-of-the-art 2014, CA-ON
Oil	electricity production, oil, CA-ON
Gas	heat and power co-generation, biogas, gas engine, CA-ON
	treatment of blast furnace gas, in power plant, CA-ON
	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, CA-ON
	treatment of coal gas, in power plant, CA-ON
	heat and power co-generation, natural gas,

Technology in the IESO hourly data	Corresponding Ecoinvent 3.1 processes
	conventional power plant, 100MW electrical, CA-ON
	electricity production, natural gas, at conventional power plant, CA-ON
Nuclear	electricity production, nuclear, pressure water reactor, heavy water moderated, CA-ON
Hydro	electricity production, hydro, pumped storage, CA-ON
	electricity production, hydro, run-of-river, CA-ON
	electricity production, hydro, reservoir, non-alpine region, CA-ON
Wind	electricity production, wind, 1-3MW turbine, onshore, CA-ON
	electricity production, wind, <1MW turbine, onshore, CA-ON
	electricity production, wind, >3MW turbine, onshore, CA-ON
Import New York	electricity, high voltage, import from NPCC, US only, CA-ON
Import Minnesota	electricity, high voltage, import from NPCC, US only, CA-ON

Technology in the IESO hourly data	Corresponding Ecoinvent 3.1 processes
Import Michigan	electricity, high voltage, import from NPCC, US only, CA-ON
Import Manitoba	electricity, high voltage, import from CA-MB, CA-ON
Import Québec	electricity, high voltage, import from Quebec, CA-ON

In a second approach, a consequential LCI of the hourly electricity mix is built (also named *marginal hourly electricity mix* in the following). First, the marginal sources of electricity are identified by determining the variations in generation per technology (including imports) between each hour of the hourly electricity mix, following the approach developed by Dandres et al. (Dandres et al., 2017a). Thus, the increase or decrease in power generation per technology and for each hour is obtained for Ontario's electricity mix. Second, once the marginal sources of electricity are identified, the ecoinvent database is used again to determine the hourly LCI. This approach supposes that marginal technologies contribute equally to the rises in power demand regardless of their increase or decrease in capacity (Dandres et al., 2017a). Moreover, one limitation of Dandres et al. approach is that it does not consider electricity imports. Because utilities typically balance supply and demand with import and exports of electricity, the former may, however, be an important marginal source of electricity. Depending on the technologies used to produce electricity in the neighboring regions, this could affect the consequential LCI. Imports are therefore included for this study. Equation 5.7 summarizes how the different shares of the marginal hourly electricity mix are computed:

$$\alpha_{kt} = \frac{|g_{kt} - g_{kt-1}|}{\sum_k |g_{kt} - g_{kt-1}|} \quad (5.7)$$

Where α_{kt} is the marginal share of the technology or import k between $t - 1$ and t and g_{kt} and g_{kt-1} are the power generation of the technology or import k at t and $t - 1$ respectively. An example of the determination of the average and marginal hourly electricity mix is provided in Supplementary Materials B1.

5.2.3.3 Life cycle assessment approach for demand-side management strategies

The marginal mix is meant to analyze environmental impacts due to changes in power demand, while the average mix is adapted to assess BaU electricity consumption (Dandres et al., 2017a). In the case of DSM, it may be necessary to assess both the steady and the fluctuating part of residential electricity consumption to understand, for instance, where an untapped potential for better management exists. To that end, the average and marginal hourly electricity mixes may be used in combination. First, the marginal demand is identified by assessing the changes caused by the DSM strategy to the BaU residential electricity consumption. In a field study, for instance, this can be achieved by comparing data from before and after the introduction of the DSM program. In a prospective study such as this one, it entails the elaboration of detailed BaU and DSM scenarios. The constant part of the power demand is then assessed with the average mix, while changes are assessed with the marginal mix (Equation 5.8).

$$s_t = \chi_t \varphi_t + \chi_t^* \varphi_t^* \quad (5.8)$$

Where s_t is the environmental impact at t , χ_t , and χ_t^* are respectively the constant part and the change in power demand at t and φ_t and φ_t^* are the average and marginal mix impact factors at t respectively. An illustration of calculation for the climate change impact category is given in the Supplementary Materials B1.

In the results section, this approach is applied to a simple DSM strategy: the shifting of households' dryers' loads up to two hours later than usual. In a first scenario, statistical data are used to determine dryers' loads and elect usage hours according to the stochastic model. Due to the requirements in computational time, 30 days between April 2013 and April 2014 were selected for this part of the study (see Supplementary Materials B1). In a second scenario, the dryers' usage hours are set up as the average usage hour from the results of the stochastic model. This scenario allows studying the effect of assuming a steady demand rather than using more detailed modeling of the use phase. For the 30 days and the ten households, the most likely dryers' usage hour is 6 pm and is therefore chosen for the average demand.

To be able to differentiate between the steady and the changing part of the residential electricity consumption, two situations are studied. First, in the BaU scenario, the daily usage hour of each

household dryer is set up according to the stochastic model. In the DSM scenarios, this usage hour is shifted either 0, 1, or 2 hours later depending on the objective of the DSM strategy (e.g., minimizing a chosen environmental impact or costs). The chosen objective is formulated as an integer linear programming problem of minimizing Equation 5.9:

$$f(\mathbf{x}) = \delta_d \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{x} \quad (5.9)$$

In Equation 5.9, f is the objective function that needs to be optimized subject to the constraints (equations 5.10-5.13). Furthermore, δ_d is the electricity consumption related to a single use of a dryer (which does not depend on the time of use). Still in Equation 5.9, the unknown vector \mathbf{x} is the concatenation of vectors \mathbf{x}^ω for all households ω and $\boldsymbol{\mu}$ is the vector of hourly emissions factors for the day (thus $\boldsymbol{\mu}$ contains repeated values in order to have a similar size as vector \mathbf{x}). The optimization constraints are:

$$\sum_t x_t^\omega = \sum_t b_t^\omega, \forall \omega \quad (5.10)$$

$$\boldsymbol{\beta}^T (\mathbf{x}^\omega - \mathbf{b}^\omega) \leq 2, \forall \omega \quad (5.11)$$

$$-\boldsymbol{\beta}^T (\mathbf{x}^\omega - \mathbf{b}^\omega) \leq 0, \forall \omega \quad (5.12)$$

$$x_t^\omega, b_t^\omega \in \{0, 1\}, \forall \omega, t \quad (5.13)$$

In equations 5.10-5.13, x_t^ω and b_t^ω are the t elements of vectors \mathbf{x}^ω and \mathbf{b}^ω . The first constraint of the integer linear programming problem (Equation 5.10) ensures that the dryer is used the same number of times throughout the day (i.e., once) as the BaU scenario. equations 5.11 and 5.12 constrain the shifting of dryer's load from none to a maximum of two hours later than the BaU scenario. In equations 5.11 and 5.12, vectors \mathbf{x}^ω and \mathbf{b}^ω represent the optimized and BaU hourly usage of household ω 's dryer, respectively. Both \mathbf{x}^ω and \mathbf{b}^ω contain twenty-three 0 and one 1, the latter representing the hour of the day when the dryer is used. The stochastic model set up the usage hour in \mathbf{b}^ω unless when an average demand is assumed. In the equations, $\boldsymbol{\beta}$ is a vector containing terms of an arithmetic progression of common difference one which allows to set up the temporal constraints of the DSM scenarios.

This optimization problem could be applied to study the DSM of other appliances with some minor modifications to constraints to reflect each appliance specificity of use. A non-linear programming problem was also written and solved to assess the case where the DSM strategy's

objective is to minimize daily variations in electricity consumption (Supplementary Materials B2). The integer programming problems are modeled with Pyomo and solved with Gurobi (Gurobi Optimization Inc., 2016; Hart, Laird, Watson, & Woodruff, 2012).

5.2.4 Results and discussion

In this section, the relevance of temporally realistic scenarios is demonstrated for the case of the LCA of residential power demand. It shows that neglecting temporal aspects of the production and the consumption sides of socio-technical systems may both lead to errors in the assessment. Moreover, the importance of considering the proper LCA approach (consequential versus attributional) depending on use phase information is presented and illustrated with a DSM case study. The results are discussed in light of the literature.

5.2.4.1 Temporal aspects of production and consumption of electricity

First, the environmental impacts of yearly residential electricity consumption are computed with different simplifying assumptions regarding the temporal variability of the electricity mix and the power demand. Table 5.3 shows errors made in each of the four impact 2002+ endpoint categories when assuming a yearly average demand (805 kWh / day) or a yearly average mix (see Supplementary Materials B3) rather than using hourly power generation data. In the climate change impact category, the oversight of temporal aspect in electricity production and consumption both lead to similar low average errors (about 3 %). Depending on the period of the year and the impact category, however, overestimation and underestimation may be higher. For instance, in the climate change impact category, error due to the yearly average mix assumption is 150.3 % at 7pm on August 18, 2013 and 66.7 % at 9pm on January 7, 2014 when assuming a constant demand. Moreover, when looking at July only, neglecting the temporal variability of power demand lead to an 8.6 % underestimation of climate change impact and a 3.0 % overestimation of impact in the resource endpoint category (see Supplementary Materials B3).

Table 5.3 Errors due to two simplifying assumptions for each Impact 2002+ endpoint category and ten simulations of yearly residential electricity consumption

	Climate change	Human health	Ecosystem quality	Resource
Errors due to the assumption of a yearly average demand (%)				
Average	-3.4	2.6	4.3	3.0
Standard deviation	<0.1	<0.1	<0.1	<0.1
Maximum overestimation	136.0	136.0	136.0	136.0
Maximum underestimation	66.7	66.7	66.7	66.7
Errors due to the assumption of a yearly average mix (%)				
Average	-2.7	2.8	4.3	2.9
Standard deviation	<0.1	<0.1	<0.1	<0.1
Maximum overestimation	150.3	42.0	36.5	29.2
Maximum underestimation	65.4	42.8	42.2	45.0

Although average errors may be similar, Figure 5.3 shows how differently the simplifying assumptions affect households' electricity consumption environmental impact. While neglecting temporal aspects of electricity demand flattens out the curves of environmental impacts, discounting those aspects in the electricity mix underestimate or overestimate (depending on the

period of the year) peaks of environmental impacts. The figure also explains why average errors are so low: the underestimation and overestimation of environmental impact throughout the year balance each other out. This result shows that for the Ontario power system, the simplifying assumptions may not cause significant errors if the period of the LCA is a whole year. This fact may, however, not be true if the period is a month, a week or a day, the latter being precisely the focus of certain demand-side management strategies such as load shifting. A study on the German electricity mix found a similar conclusion regarding the use of annual rather than hourly emission factors (Kono et al., 2017). These conclusions depend on the studied system and the electricity mix. Another study in France showed, for instance, that the use of annual average mix rather than hourly data led to underestimations of impacts up to about 40% (Roux et al., 2016). Finally, another critical aspect to consider is the nature of power demand. Indeed, the power plants which meet fluctuation in demand are not necessarily the same as those meeting the overall demand (Milovanoff et al., 2018).

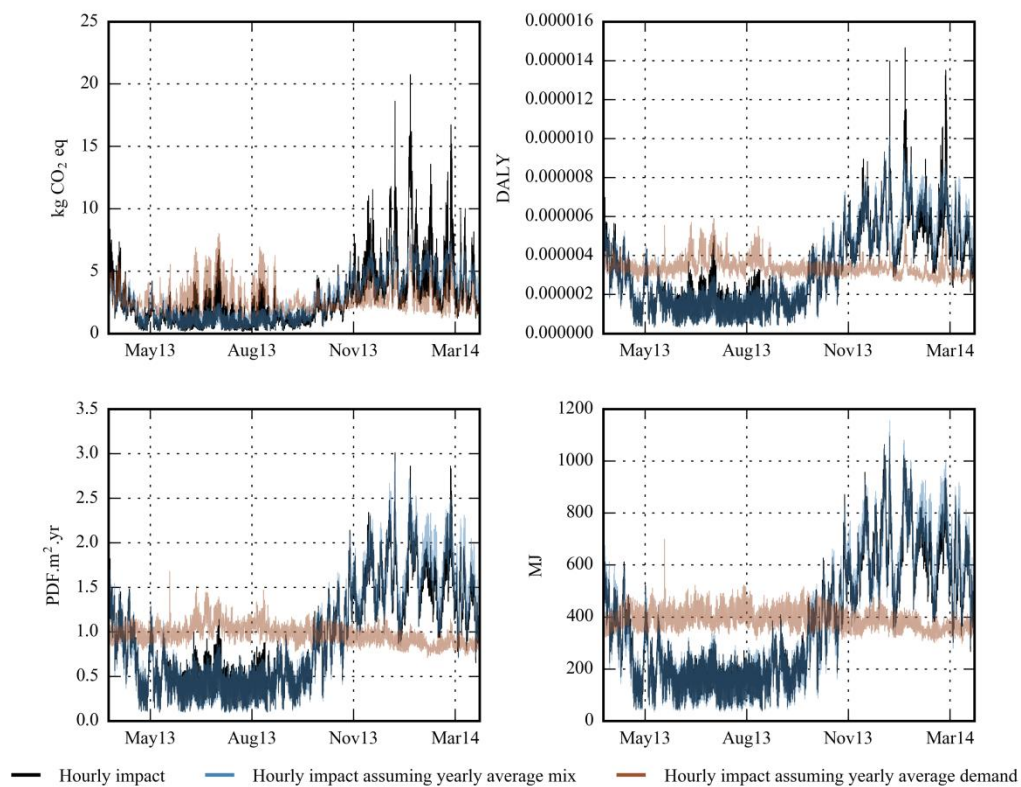


Figure 5.3 Environmental impacts of the yearly electricity consumption of 10 households for each impact 2002+ endpoint categories under different assumptions

Hence, another possible source of errors, which involves the modeling of the production and consumption of electricity is related to the assumption made on the nature of the power demand. The DSM scenarios described above are assessed with both an average and a marginal mix as well as a hybrid approach to explore the effects of these approaches to the LCA results.

5.2.4.2 Assumptions regarding the type of power demand and their effect in a DSM case-study

First, the impacts per kilowatt hour of the hourly average and marginal electricity mixes were computed for the April 2013-April 2014 period (Supplementary Materials B3). Most of the year, the climate change impact per kilowatt-hour of the marginal electricity mix is higher than the average electricity mix, due to the higher contribution to the mix of coal generation and imports (Figure 5.4). However, for the human health, ecosystem quality and resource endpoint categories, the marginal mix impact per kilowatt-hour is most often lower than its average counterpart, this time due to the lower contribution of nuclear generation. The difference between the two approaches explains this result. The marginal mix represents the technologies that vary the most during the year: nuclear power plants, which are responsible for most of the mix impacts in the resource and ecosystem quality endpoints but produce electricity rather steadily, contribute less in average to the marginal than to the average electricity mix.

On the contrary, fossil fuels, responsible for most of the mix climate change impact, produce electricity in a more fluctuating fashion and thus contribute more in average to the marginal than to the average electricity mix (Figure 5.4). Interestingly, in the marginal mix, imports' contribution increases by a factor ranging from 4 to more than 20 when compared to the average mix depending on endpoint category. This highlights the fact that imports are often used to satisfy marginal demand and that they should be included in the LCA of power systems.

Moreover, for the April 2013-April 2014 period, the impact per kWh of the hourly marginal mix seems to vary more extensively than its average counterpart. For instance, in the climate change impact category, the impact per kilowatt-hour ranges of the average and marginal mix datasets are 0.21 kg CO₂ eq and 1.11 kg CO₂ eq, respectively. Standard deviations in this category are 0.03 kg CO₂ eq and 0.16 kg CO₂ eq for the average and marginal mix, respectively.

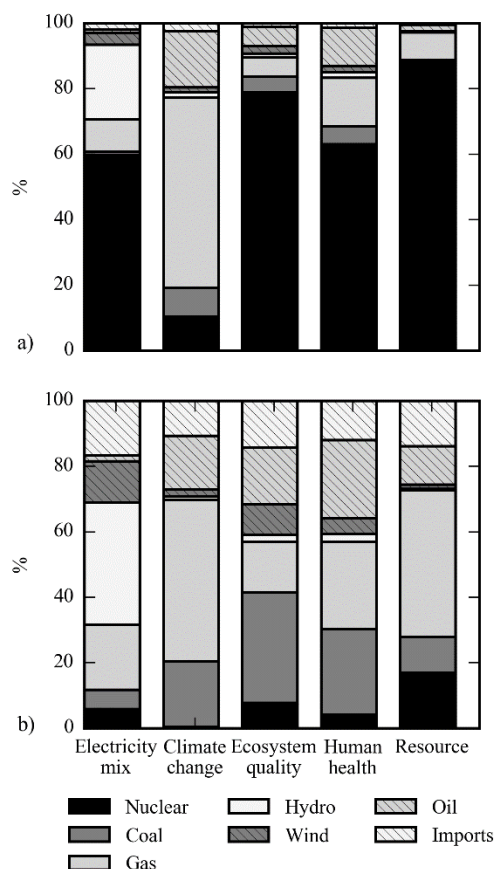


Figure 5.4 Contribution of power generation technologies to yearly residential electricity consumption environmental impacts calculated with the a) average hourly electricity mix, b) marginal hourly electricity mix

Then, the three modeling approaches were applied to the DSM scenarios in which marginal GHG emissions are minimized. This metric was chosen after looking at different metrics (see Supplementary Materials B3) and mix assumptions (see Figure 5.6) because it allows a reasonable compromise with satisfactory impact reductions in all impact categories. Table 5.4 shows discrepancies when computing impacts with an average or a marginal mix rather than the hybrid approach. The table also reports errors due to a simplification of use phase modeling (i.e., when the dryers are always assumed to be used at 6 pm).

Results indicate that using the hourly average mix instead of the hybrid approach overestimate climate change impact by about 13 % on average. For other impact categories, differences are below 6 %. Discrepancies are more significant when using the hourly marginal mix, ranging from an average 62.5 % underestimation in the resource category to a 184.0 % overestimation in the

climate change impact category. This difference in results between the use of the average and marginal mixes is explained by the fact that power demand is mainly steady in the dataset with average and maximum shares of marginal demand of 5.6% and 13.7% respectively. These results are in line with the literature (Collinge et al., 2018; Dandres et al., 2017a; Smith & Hittinger, 2019). A similar study on lighting and air conditioning efficiency improvements in the United States, for instance, showed that using an average rather than a marginal mix may underestimate by 50 % or overestimate by 100 % CO₂, SO₂, and NO_x emissions depending on the location of the household (Smith & Hittinger, 2019).

Assuming the dryers are always used at 6 pm (i.e., assumption of average demand) leads to underestimations ranging from 0.9 % in the resource impact category to 6.4 % in the climate change impact category on average. Depending on the period assessed, the error may be higher. For instance, on July 10, 2013, the error is 138.4 % in the climate change impact category. Altogether, these results further show the relevance of modeling detailed production and consumption scenarios in the LCA of complex socio-technical systems. They also demonstrate that when the power demand is mainly steady, a good approximation could be to use an hourly average mix. If the assessed demand differs significantly with the BaU situation, however, using an hourly marginal mix is a better compromise.

Table 5.4 Discrepancies due to three simplifying assumptions for each Impact 2002+ endpoint category and 30 simulations of the DSM strategy

	Climate change	Human health	Ecosystem quality	Resource
Discrepancies due to the assumption of an hourly average mix (%)				
Average	12.7	5.8	4.8	1.1
Standard deviation	15.4	6.8	6.1	1.0
Maximum overestimation	67.0	23.9	23.6	4.1

	Climate change	Human health	Ecosystem quality	Resource
Maximum underestimation	0.0	0.0	0.0	0.0
Discrepancies due to the assumption of an hourly marginal mix (%)				
Average	184.0	24.8	-11.5	-62.5
Standard deviation	118.9	54.0	44.5	10.0
Maximum overestimation	452.7	157.8	106.0	0.0
Maximum underestimation	0.0	41.3	64.7	78.0
Errors due to the assumption of an average demand (%)				
Average	-6.4	-3.5	-2.8	-0.9
Standard deviation	30.3	16.9	14.2	2.5
Maximum overestimation	53.7	21.5	18.4	2.3
Maximum underestimation	138.4	79.8	67.2	10.4

Figure 5.5 details the origin of those discrepancies for one of the days assessed in the climate change impact category. The figure presents electricity load profiles depending on how the DSM strategy shifts households' dryers loads. As expected, when using a yearly average electricity mix, no shifting of dryers' load occurs (Figure 5.5-b)). As a result, the GHG emissions avoided

(when compared to the BaU scenario) from the DSM of dryers and computed with the hybrid approach are 0 kg CO₂ eq. In comparison, when the optimization decision is based on the hourly marginal electricity mix, dryers' loads are shifted throughout the day, for instance, from 1 pm to 3 pm (Figure 5.5-a)). It results in 5.2 kg CO₂ eq avoided. Assuming an average demand cause the ten households' dryers to shift their load from 6 pm to 8 pm (Figure 5.5-d)). The simplifying assumption leads to overestimating avoided GHG emissions by 184.6 % with 14.8 avoided kg CO₂ eq instead of 5.2 avoided kg CO₂ eq. Finally, an optimization decision made on the hourly average electricity mix causes the 8 pm and 9 pm dryers' load to be shifted to 10 pm (when GHG emissions factors are lower). The hourly marginal mix emissions factors are, however, the lowest at 8 pm during the 6pm-10pm period and thus the shift causes an increase of 0.9 kg CO₂ eq when the hybrid approach is applied to compute climate change impact. Overall the use of hourly marginal emissions factors for the DSM strategy causes a 17.1 % reduction in GHG emissions (when compared to the BaU scenario) whereas employing hourly average emissions factors increases emissions by 2.9 %.

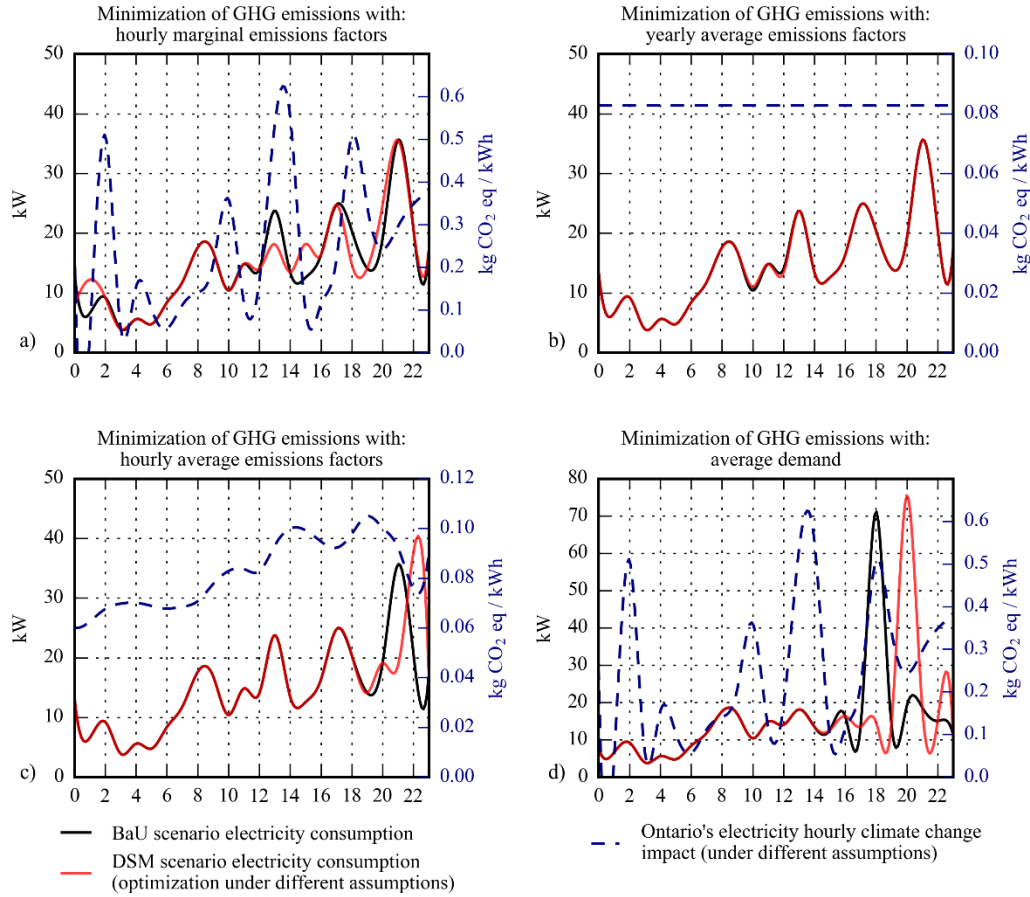


Figure 5.5 Electricity consumption of 10 households on July 31st, 2013 for the BaU and DSM scenarios under different assumptions on the Ontario's electricity mix used for the minimization of climate change impact: a) hourly marginal emissions factors, b) yearly average emissions factors, c) hourly average emissions factors, and d) under the assumption of an average demand.

5.2.4.3 Demand-side management results

As illustrated by Figure 5.5, choosing the LCA approach most suited to the research question is crucial in the case of electricity systems and is an important parameter to account for when making electricity consumption decisions. Indeed, as indicated above, a consequential approach might be better suited for decisions related to DSM as the power plants which would meet the variations in demand due to DSM are not necessarily the same as the power plants meeting the overall demand (Milovanoff et al., 2018). Thus, DSM optimization decisions should be made according to marginal emissions factors to avoid sub-optimal decisions.

Figure 5.6 shows environmental impact reductions obtained with the DSM strategy when using the hourly average, hourly marginal, or yearly average electricity mixes to make the optimization decision. Environmental impacts are calculated with the hybrid approach, and the percentage reductions are obtained by comparing impacts from the optimized use of dryers and the BaU situation. The figure further demonstrates that using the hourly average electricity mix in the optimization decision may not always lead to climate change reductions. It is also true for the three other Impact 2002+ endpoint categories. Applying this electricity mix to the DSM strategy leads to slight average increases of 0.6% and 0.1 % in the climate change and ecosystem quality impact categories and, in average, neither increases or decreases impacts in the human health and resource endpoint categories. Finally, from the 30 simulations, the maximum reductions obtained with the hourly average mix are 13.4 %, 4.7 %, 5.0 %, and 2.4 % in the climate change, human health, ecosystem quality, and resource endpoint impact categories respectively.

The use of the hourly marginal mix gives very different results. First, as expected, none of the 30 days where the DSM is applied see an increase in environmental impact: by minimizing with marginal impact factors, environmental impacts are lower than for the BaU situation (Figure 5.6). The DSM strategy allows reducing climate change, human health, ecosystem quality, and resource impacts by 9.9 %, 5.1 %, 4.2 %, and 1.1 % respectively. From the 30 simulations, the maximum reductions are 41.0 %, 19.2 %, 19.1 %, and 3.5 % respectively. Those results demonstrate, along with other work, the relevance of using marginal data when assessing a change in power demand (Collinge et al., 2018; Dandres et al., 2017a; Elzein et al., 2019). This study goes further, however, applying hourly average and marginal mixes to assess DSM strategies which shift in time part of residential power demand.

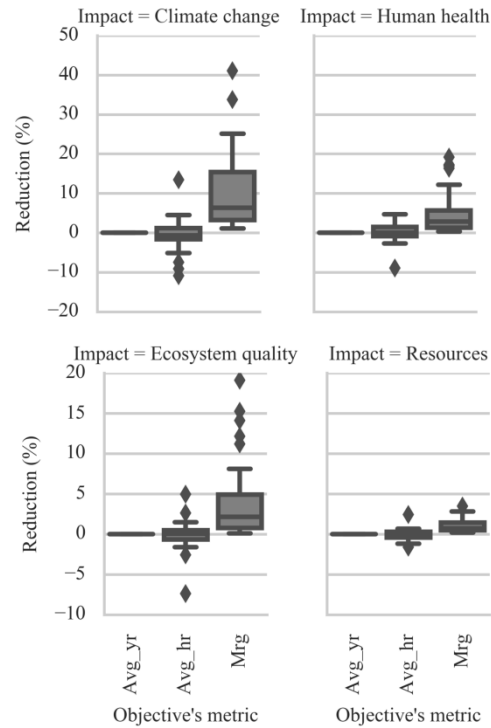


Figure 5.6 DSM scenario minimization of environmental impact (optimization metrics are kg CO₂ eq, DALY, PDF.m².yr, and MJ for climate change, human health, ecosystem quality, and resource impact categories respectively) with different assumptions on Ontario's electricity mix

Finally, a sensitivity analysis on the number of appliances involved in the DSM strategy and upper bound of the time constraint of the load shifting was conducted (Supplementary Materials B3). Adding new appliances results in merely adding up their average impact reduction. It is expected as all appliances shift their load to the same local minimum of the hourly marginal electricity mix impact factors (as constrained by the shifting period allowed) independently of each other. However, this behavior may not be the same if the objective of the DSM strategy is to minimize daily variations of power demand.

Increasing the upper bound of the shifting period up to 4 hours later than the BaU shows a different picture. Because an appliance may shift its load to a broader shifting period, the shift may reach a better local minimum than with a smaller shifting period, thereby increasing impact reductions. As the shifting period extends, however, more appliances may reach the daily minimum and thus, increasing the shifting period may not affect impact reductions anymore. This non-linear behavior implies that demand needs to be modeled in detail (e.g., by using a broad

definition of the functional unit (Walzberg et al., 2019b)) and that merely scaling up the results obtained for a particular case may not be sufficient to determine actual potential impacts.

Eventually, data obtained in real time may avoid the need for modeling altogether. In the case of power systems, for instance, real-time data from both production and consumption of electricity may be used for descriptive, predictive, and prescriptive environmental assessment (Riekstin et al., 2018). In other studies, real-time data in combination with life cycle assessment were used to compute environmental impacts of a grinding process (Filleti, Silva, Silva, & Ometto, 2017) and vehicles (Song, Ou, Yuan, Yu, & Wang, 2017). Some authors also proposed a framework to combine LCA and buildings' real-time data on occupancy behavior and construction technologies (Su et al., 2017).

This study demonstrates, along with other works, the limits of using yearly average rather than temporally disaggregated data in LCA. In the case of power systems, this leads to errors as it was previously shown (Collinge et al., 2018; Kono et al., 2017; Milovanoff et al., 2018; Roux et al., 2016). This study developed the analysis further, however, by showing that modeling more realistic demand scenarios by including temporal aspects is also relevant, as suggested by others (di Sorrentino et al., 2016; Sharp & Miller, 2016; Su et al., 2017; Walzberg et al., 2019b). This consideration allows the assessment of complex socio-technical systems where both the production and the consumption functions co-evolve. The study also illustrates the relevance of attributional and consequential approaches to LCA of power systems depending on the type of demand, particularly with regards to DSM strategies, as suggested by (Dandres et al., 2017). It is again relevant for the study of socio-technical systems of which some parts change: the changing demand on the consumption side is assessed with the identified marginal technologies of the production side.

There are some limitations to this study, however. First, the temporal resolution of the stochastic model is rather low and, therefore, an appliance power demand at a particular hour may not reflect the reality of its power cycle accurately. Second, apart from clothes washers and dryers, no correlation in appliances use was accounted for. It is an obvious limitation as patterns of households' behaviors shape appliances' use (Micolier et al., 2019). Moreover, the DSM scenarios studied did not encompass all appliances and may have missed important constraints such as the willingness for the occupants to comply with the DSM strategy. For instance,

households may not be willing to shift certain appliances' load to specific periods of the day (e.g., late at night). The case study was also limited to 30 days. Finally, as many DSM strategies involve variable tariffs, a rebound effect could occur and needs to be accounted for in the analysis (Walzberg et al., 2017).

5.2.5 Conclusion

This article has shown that ignoring temporal aspects of both the production and consumption sides of complex socio-technical systems may lead to errors. In this study, climate change impact was underestimated by about 3 % when yearly average power demand was assumed rather than an hourly one. This figure was up to 9 % for July. Moreover, choosing the right LCA approach (attributional or consequential) is crucial when assessing a fluctuating demand. The different approaches may lead to discrepancies in the assessment and induce sub-optimal decisions. In a simple DSM case study, choosing an unsuited approach in the optimization algorithm led to an increase in climate change impact. The use of marginal emissions factors to shift in time households' dryer load allowed, however, a climate change impact reduction of about 10 %.

This study highlighted the need to account for temporal aspects in LCA, especially in the use phase of complex socio-technical systems. Further work also related to the use phase of power systems would be to study the potential for rebound effect. In a broader perspective, the socio-technical approach entails to consider users of technology; in the case of DSM strategies this means considering aspects such as the "social optimum" in addition to the "technological optimum."

CHAPITRE 6 ARTICLE 3 : SHOULD WE FEAR THE REBOUND EFFECT IN SMART HOMES?

6.1 Présentation de l'article

Le manuscrit qui suit tire parti des méthodologies développées lors des deux chapitres précédents afin d'estimer l'effet rebond potentiel des domiciles intelligents. Il a été rédigé par Julien Walzberg sous la supervision du docteur Thomas Dandres et des professeurs Nicolas Merveille, Mohamed Cheriet et Réjean Samson.

Il a été soumis à *Renewable and Sustainable Energy Reviews* le 5 juillet 2019.

Les informations supplémentaires soumises avec l'article sont disponibles dans l'annexe C.

6.2 Manuscrit

6.2.1 Abstract

Decreasing the greenhouse gas (GHG) emissions from the residential sector is critical to the low-carbon transition. Applying information and communication technologies to power systems makes it possible to reduce GHG emissions in the residential sector, for example through the development of smart homes. Smart homes are more energy efficient and thus, they may be prone to the rebound effect (RE), (i.e., an increase in demand following the introduction of more efficient technology). Moreover, because the electricity's environmental impacts, cost and demand all vary over time, the potential for RE may also fluctuate. Accounting for these temporal aspects could therefore provide more insights into how and why potential RE may occur in smart homes, especially with regard to households' behaviours. In this study, an agent-based model is used to simulate standard and smart home electricity consumption. Life cycle assessment and environmentally extended input-output tables are used to calculate the households electricity consumption and RE GHG emissions during the simulations. Results show that, while indirect RE in smart homes is low (about 5% in the simulations), the choice of metric used for smart electricity management is key to maximize the GHG emissions reductions of smart homes. When smart homes perform load shifting based on an economic rather than environmental signal, RE

increases by almost five-fold. Moreover, certain periods, such as weekdays or the winter season, lead to more significant RE. Thus, considering factors that decrease RE could enable smart homes to reach their full potential contribution to sustainability.

6.2.2 Introduction

The residential sector is responsible for roughly 20% of global greenhouse gas (GHG) emissions (Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2014). Along the life cycle of buildings, the use phase is often the major contributor to emissions due to the use of energy to power various appliances (Thibodeau, Bataille, & Sié, 2019; Vitale & Arena, 2018). Space heating and cooling loads, for instance, represented around half of the total energy consumed in residential buildings in the United States in 2011 (Langevin et al., 2015). Solutions to decrease GHG emissions of the residential sector are therefore crucial to the transition into a low-carbon society. A solution to help in reducing the environmental impact of the residential sector is the development of smart grids. Smart grids combine information and communication technologies (ICT) with traditional power system networks to help in optimizing its operation (Kakran & Chanana, 2018). In a smart grid, the use of distributed energy resources such as smart meters, smart appliances, stationary batteries, and renewables are thought to bring environmental benefits (Kakran & Chanana, 2018; Wainstein & Bumpus, 2016).

Smart homes are a crucial element of the smart grid (Gungor et al., 2012). Concerning energy management, smart homes combine smart appliances, smart metering, and home automation (Paetz et al., 2012). They may also involve variable tariffs. Smart metering allows recording and providing electricity consumption information in real time to the consumer (e.g., on smartphones) and the utility (Paetz et al., 2012). Smart appliances can react automatically to external signals, e.g., variable tariffs, in an optimal fashion with the help of the home automation system (Paetz et al., 2012). Energy management by smart homes contributes to more efficient use of electricity, for instance, by facilitating demand-side management programs (Kakran & Chanana, 2018; Zhang, Evangelisti, Lettieri, & Papageorgiou, 2016a). Demand-side management (DSM) aims to balance electricity supply and demand better and decrease energy consumption in order to reduce energy expenditures or polluting emissions (Warren, 2014). By increasing energy efficiency, however, DSM may lead to a phenomenon called the rebound effect (RE), an increase in demand

following the introduction of a more efficient technology (Makov & Font Vivanco, 2018). Studying the rebound effect help understanding the relationship between user behavior and efficiency and, thus, the design of better energy policies (Gram-Hanssen, 2013).

Initially, a topic of interest in energy economics, the RE principle has been a topic of investigation in many disciplines such as transportation or environmental sciences (Vivanco & van der Voet, 2014). Each field developed new approaches to study the RE (Vivanco & van der Voet, 2014). In industrial ecology and LCA, for example, the study of the RE encompasses a broader range of environmental impact and non-economic drivers of consumption such as time, physical space, or skills, than in energy economics (Vivanco & van der Voet, 2014). For instance, Hofstetter et al. (2005) estimated RE arising from physical space when substituting different activities and Spielman et al. (2008) assessed RE driven by time savings of more efficient transportation means (Hofstetter et al., 2006; Spielmann, de Haan, & Scholz, 2008). While Spielman et al. (2008) only presented results regarding climate change, others included more impact categories (Thiesen et al., 2008; Tukker et al., 2011). Regarding ICT, not many studies looked at RE on climate change stemming from economic savings (Håkansson & Finnveden, 2015; Joyce, Finnveden, Håkansson, & Wood, 2019; Makov & Font Vivanco, 2018; Matsuno et al., 2007; Pohl et al., 2019). However, ICT may be prone to indirect effects such as the RE (Arushanyan et al., 2014; Pohl et al., 2019). For example, teleworking (which involves ICT) may cause RE. Indeed, when partially working from home, direct environmental impact reduction follows (due to the decrease in commuting), however, if the reduction in the number of commutes leads to a greater distance between the household and the workplace, it might result in an indirect increase in environmental impact (Røpke & Christensen, 2012).

Four types of RE can be defined depending on the economic perspective (micro or macro), the time scale (long or short term), and the causality pathway (direct or indirect) (Vivanco & van der Voet, 2014). In a micro-economic view (i.e., when the focus is an individual market), direct RE occurs when the saved resource is spent to the system subject to changes itself, while indirect RE appears when the resource is reallocated to other types of products/services. In a macro-economic perspective (i.e, when the focus is the entire economy), structural RE refers to the change in overall consumption and production as a market response due to the system subject to changes, while in a transformational RE, institutional and organizational changes induced by the more

efficient system create a change in overall consumption and production (Vivanco & van der Voet, 2014).

An example of direct RE in the residential sector is the increased purchase of lighting bulbs following an increase in their efficiency (Hicks & Theis, 2014; Hicks, Theis, & Zellner, 2015). Indeed, research shows that there is a lack of saturation of lighting needs, which causes households to increase their light consumption given the occasion (Hicks & Theis, 2014). Regarding indirect RE related to the GHG emissions of ICT, a study on smartphone reuse demonstrated that RE could be higher than 100% (backfire effect). It means that the initial reduction in GHG emissions allowed from reusing smartphones was offset entirely by emissions stemming from the indirect RE, with the total GHG emissions for the reuse scenario being superior to the baseline scenario. Another study also showed that environmental RE is stronger in the ICT sector than in the energy sector (Joyce et al., 2019). According to the study, because ICT have lower environmental impacts than other commodities, a decrease in spending in this sector to the detriment of other sectors leads to more significant environmental impacts than if spending in ICT is kept constant.

To study RE, researchers in industrial ecology often use environmentally extended input-output EEIO or life cycle assessment (LCA), alone or in combination (Joyce et al., 2019; Vivanco & van der Voet, 2014). EEIO combine sectoral data for emissions, resource use, and other social indicators with the supply/use tables from national governments to measure the potential environmental and social effect of changes to economic flows (Joyce et al., 2019). The supply/use tables may be used to trace the flow of good and services between sectors in a single region or country (e.g., in the Open IO-Canada model (Lesage, Kijko, Vallée-Schmitter, & Maxime, 2012)), or in several countries (multi-regional IO (MRIO) model, e.g., in the EXIOBASE 3 model (Stadler et al., 2018)). One advantage of using MRIO models is that difference in environmental impacts of imported goods due to variation in technologies, or regulatory context may be included in the analysis. LCA, on the other hand, adopts a process-based view of the system under study (Suh et al., 2004). Once the goal and scope of the study are defined, the first step for both methods is to compute the life cycle inventory (LCI) of all matter and energy flows related to an economy and the entire life cycle of a product/service for EEIO and LCA respectively. The second step consists in calculating environmental impact by using characterization factors for each LCI flows (Hellweg & i Canals, 2014). When both EEIO and

LCA are used in combination, the assessment is called hybrid assessment (Crawford et al., 2018). Different methods to build hybrid LCI have been presented, but the lack of standardization has led to low levels of use from practitioners (Crawford et al., 2018). It is a critical challenge to overcome to increase the inclusion of RE in environmental studies.

One of the limitations of EEIO tables, however, is that they do not account for the evolution of the economy. For this reason, partial equilibrium and computable general equilibrium models, are often used to study macro-economic RE (Vivanco & van der Voet, 2014). For instance, a recent study used a computable general equilibrium model to study the RE stemming from water efficiency policies in Spain (Freire-González et al., 2017). When studying the RE, the choice of the LCA approach (attributional or consequential) is also critical (Girod et al., 2011; Vivanco & van der Voet, 2014). The consequential approach of LCA aims to assess the potential environmental consequences of a change in demand of a product or service that underlies a decision-making process, while the attributional approach focuses on the potential environmental impacts of a particular product/service (Baustert & Benetto, 2017). Thus, the chosen approach depends on the system causing the RE (Girod et al., 2011; Vivanco & van der Voet, 2014). In the environmental assessment of the application of ICT to other economic sectors, (e.g., housing or transportation), user behavior also need to be considered alongside the RE (Arushanyan et al., 2014; Pohl et al., 2019). For instance, smart homes may help in reducing the residential sector's environmental impact through DSM, but their potential for rebound effect should be carefully investigated (Walzberg et al., 2019b). Indeed, on the demand side, DSM may bring about economic savings through energy conservation and load shifting (under variable tariffs). If energy consumers reallocate those savings to polluting product and services, the rebound effect may significantly dim primary environmental benefits. Moreover, because the environmental impacts and cost of electricity vary with time (Dandres et al., 2017a; Milovanoff et al., 2018; Walzberg, Dandres, Merveille, Cheriet, & Samson, 2019c), the magnitude of potential RE due to load shifting is also dependent on time.

Because RE may be caused by changes in HB following a change in the product system (Makov & Font Vivanco, 2018), several researchers identified agent-based modeling (ABM) as a relevant tool to incorporate both HB and the RE in LCA studies (Bieser & Hilty, 2018; Girod et al., 2011; Hicks & Theis, 2014). ABM allows to explicitly consider HB at an individual level (Baustert & Benetto, 2017; Epstein, 1999; Macal & North, 2005). In ABM, individual agents act

autonomously and interact with each other and their environment to form the system collective behavior (Wilensky & Rand, 2015). Moreover, ABM allows considering the dynamics of the system under study (Davis et al., 2009). Those properties make it a relevant tool to study the underlying dynamics of the RE. Indeed, ABM could allow studying different reallocation scenarios of the freed household resource with the help of decision rules (Girod et al., 2011) and exploring the causal mechanisms behind RE in a dynamic way (Bieser & Hilty, 2018). Hicks et al., for instance, explored the dynamic of households' lighting energy consumption in the U.S. under various rebound scenarios (Hicks et al., 2015). They showed that, depending on the probability for a household to use more light due to direct RE, energy consumption could either decrease rapidly or stay constant before increasing as compared to the baseline.

This study aims to determine to what extent smart homes could foster RE. Because LCA of smart homes need to account for temporal aspects (e.g., of load shifting strategies) and households behavioral change (Walzberg et al., 2019b), applying ABM seems appropriate. ABM also allows exploring underlying causal mechanisms of RE in smart homes and their relations to human behaviors, some of the current limitation of RE studies (Bieser & Hilty, 2018; Font Vivanco et al., 2016a; Pohl et al., 2019). The rest of the paper is organized as follows. In the next section, the case study, the developed ABM, and the environmental assessment methodology are presented. Then, section 3 presents the results regarding RE in smart homes as well as a sensitivity analysis conducted on the case study. Section 4 discusses the results considering the literature, propose some policy implications for the case study, and the limits and future work of the research. Finally, section 5 concludes the study.

6.2.3 Materials and method

In this section, the methodology to estimate the potential for RE in smart homes is introduced. First, the case study and input data are presented. Then, the ABM that is used to simulate electricity consumption in the case study is described (Walzberg et al., 2019b). Finally, the environmental impact assessment methodology, which makes use of LCA and EEIO, is detailed.

6.2.3.1 Case study

Following previous work, two main scenarios are defined for this study, and their comparison enables the calculation of the RE (Walzberg et al., 2019b). First, in the baseline scenario, 100 households living in standard homes located in Toronto, Ontario, Canada are considered. Each home owns a set of appliances: range, refrigerator, freezer, dishwasher, clothes washer and dryer, lighting, space heating, water heating, space cooling, other small appliances and a 3-kW photovoltaic (PV) rooftop panel equipped with an 8-kWh battery system (see Supplementary Materials S1). The later appliance is included to study the effect of smart management of PV-generated electricity, and its characteristics are based on other studies (Adepetu & Keshav, 2016; National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2018). In the second scenario (smart homes scenario), 100 households living in ideal smart homes are defined. The homes are assumed to be in all aspects similar to the standard homes except for their ability to help households manage their electricity consumption through information feedback and automation. Thus, the study is limited to the use phase. The ideal smart homes are assumed to follow the requirements outlined in the above definition by Paetz et al., which combines smart metering, smart appliances, home automation, and variable electricity tariffs (Paetz et al., 2012). These elements are assumed to enable two critical demand-side management strategies in smart homes: load shifting and energy conservation. The studied period is one year, from January 1, 2011, to December 31, 2011, in order to investigate the effect of temporal aspects of electricity consumption and generation (such as variability due to seasons) on the RE. Finally, only the indirect rebound effect is studied (Fig. 1). Indeed, because smart homes nudge households towards better electricity consumption management through feedback, it is assumed that any savings are re-spent in other commodities than electricity. For the same reason, the focus is on households and, therefore, the economic-wide rebound is out of the scope of this study.

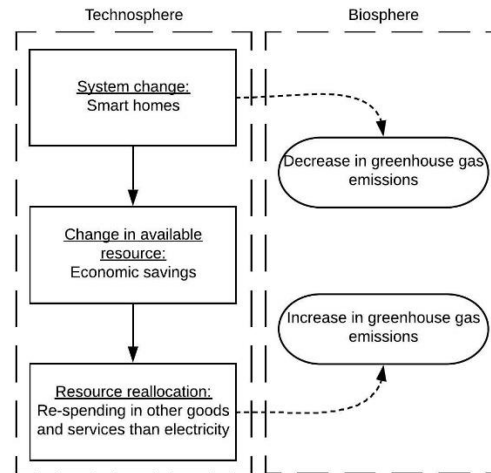


Figure 6.1 Potential indirect rebound effect in smart homes

6.2.3.2 Agent-based model

The smart homes ABM used in this study is composed of three main sub-models (Fig 2). First, a stochastic model replicates households' electricity consumption. Second, a social-psychological model simulates changes in consumption patterns due to smart management. The last model computes associated GHG emissions while accounting for temporal aspects of electricity generation.

The stochastic model generates households' electricity load profiles based on statistical data about electricity consumption in Ontario (Natural Resources Canada, 2016; Paatero & Lund, 2006) (Fig 2-a)). The resolution of the load profiles is one hour. While this temporal resolution is rather low and, thus, may not accurately represent appliances' power cycles, it is considered enough for this study, whose focus is on the rebound effect. The concept of heating and cooling degree-days is then applied to account for the effect of outside temperature on electricity consumption. Daily temperature data are taken from national statistics, and the base temperature (necessary to calculate degree-days) is set to 18°C (Government of Canada, 2016). The load profiles are then validated with empirical data from Ontario's grid operator (Independent Electricity System operator (IESO), 2015; Walzberg et al., 2019b). Slight differences between the model's outputs and empirical data exist, which may be explained by the fact that Ontario's data

also include demand from the industrial sector as well as residential (see Supplementary Materials S1).

Once electricity load profiles are generated, the ABM simulates changes in households behavior with the social psychological model from Byrka et al. (Byrka et al., 2016) (Fig 2-b)). A great variety of behavior change theories and models exist (Gainforth et al., 2015). Among them, the *Theory of Planned Behavior* is often used to set up agents' behavioral rules in ABM (Raihanian Mashhadi & Behdad, 2018; Sopha et al., 2017). This theory, however, has several limitations. First, its explanatory power is somewhat limited, accounting for only a third of the observed variance of behavioral change (Kaiser et al., 2010). Second, the theory faces a theoretical conundrum when interpreting the attitude-behavior gap (i.e., people saying one thing but doing another) (Kaiser et al., 2010). Finally, while the theory of planned behavior treats the difficulty in engaging in new behavior as subjective, it was argued that a difficulty concept independent from individuals could be more relevant for energy policy (Byrka et al., 2016). For these reasons, the agents' behavioral rule used in the ABM is based on the *Campbell Paradigm* rather than the theory of planned behavior because it addresses the limitations listed above (Kaiser et al., 2010). Besides, to represent the effect of peer pressure (i.e., the fact that friends and neighbors often influence people's behavior), the *q-voter model* is used (Castellano, Muñoz, & Pastor-Satorras, 2009). This model is based on the assumption that people often discuss in small groups and has been found appropriate in the case of green behaviors adoption (Byrka et al., 2016). Accounting for the effect of conformity to peers is especially relevant to residential electricity consumption where it has been found to play an important role (Asensio & Delmas, 2015; Ayres et al., 2013; Frederiks, Stenner, & Hobman, 2015). According to the social-psychological model, households change their home behaviors (e.g., by decreasing home thermostat temperature, washing their clothes with cold water, or shift their use of dryer a few hours earlier or later than usual). The consequences of the behavioral changes on electricity load profiles are drawn from empirical studies (see Supplementary Materials S1). Moreover, in the smart homes, load shifting is made according to climate change impact's metric (kg CO₂ eq) with a heuristic algorithm (Walzberg et al., 2019b). In other words, certain appliances' loads are shifted to the mix's least GHG intensive period.

Lastly, an LCA model of electricity generation is used to compute the homes' GHG emissions (or climate change impact) (Fig 2-c)). The LCA is embedded in the ABM, the process tree being

represented with a weighted network of agents. Moreover, the weights linking the different processes change over time, according to hourly data from Ontario's electricity operator (IESO) (Independent Electricity System operator, 2015). The next section details how LCA is performed in the study.

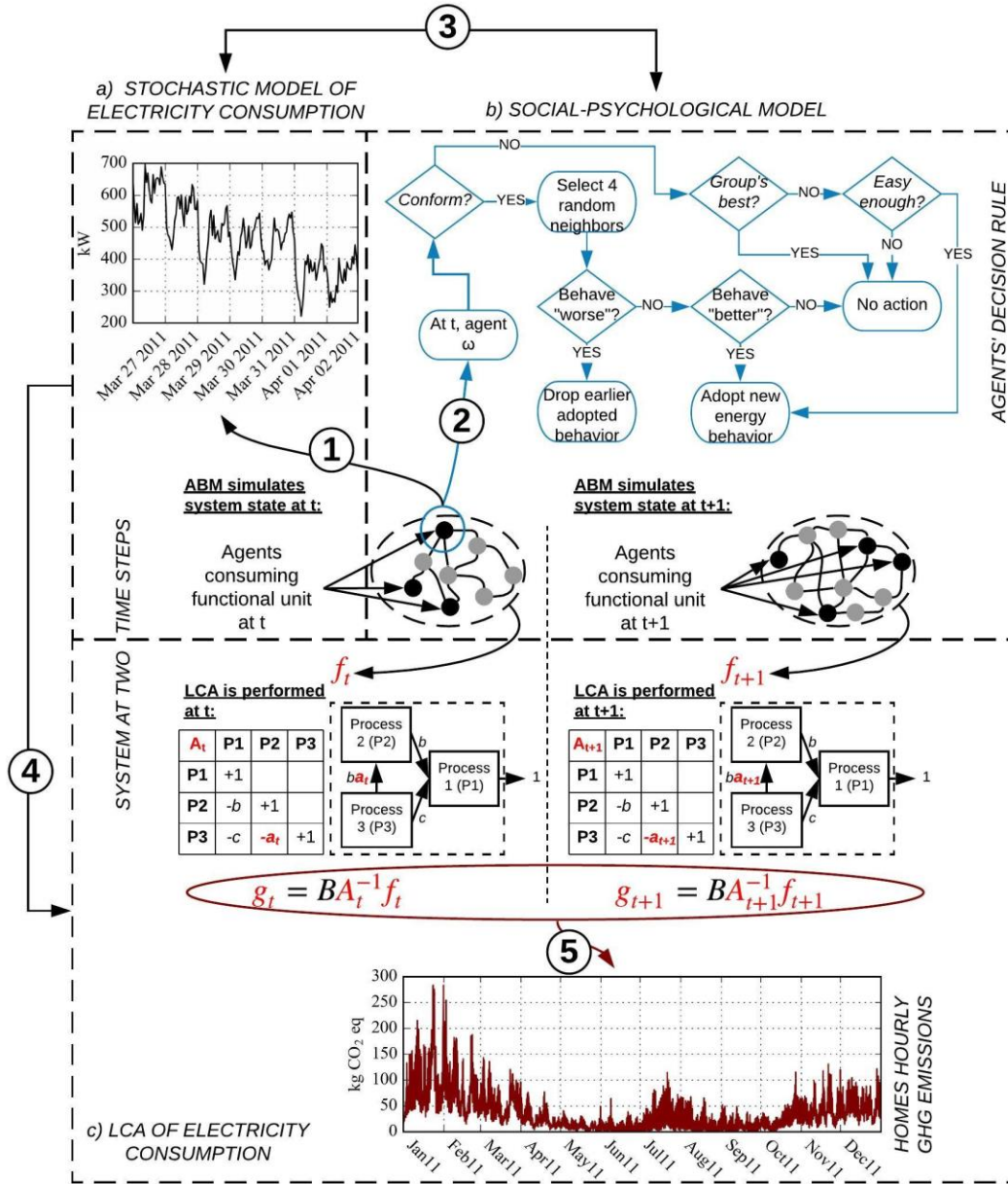


Figure 6.2 Overview of the agent-based model and its sub-models; a) a stochastic model generates agents' electricity load profiles (1); b) a social psychological model is then used to simulate electricity consumption decisions by agents in smart homes (2), which in turn affect agents' electricity load profiles (3); c) LCA is performed at each time-steps of the ABM

simulations from the electricity load profiles (4), the final output is the hourly climate change impact from standard and smart homes for the year 2011 (5); at t and $t+1$: f designates the functional unit, g the life cycle inventory, A the technology matrix and a , b , and c designates the economic flows linking the technological processes of the product system

6.2.3.3 Evaluation of homes' climate change impact with LCA

The timespan of the study is from January 2011 to December 2011. This specific period is chosen because the latest available data in EXIOBASE 3, (the MRIO database chosen for this study), are for the year 2011. Thus, to ensure meaningful rebound effect estimation, the same period was chosen for the LCA. For the life cycle impact assessment, the Impact 2002+ climate change characterization factors were selected. Moreover, the LCA is restricted to the use of electricity to power households' appliances. Thus, the raw materials extraction, production, transport, and end-of-life of the appliances (and the ICT infrastructure in the case of smart homes) as well as the household's dwellings are not included in the assessment.

For the LCI, power generation data from each technologies composing Ontario's grid mix at each hour of the year 2011 are first collected from IESO (Independent Electricity System operator, 2015). Two hourly electricity mixes are then built from the data. One electricity mix is constructed following an attributional approach, and another mix is modeled following a consequential approach (marginal mix). In the hourly attributional mix, the generation data are directly used to define the technology matrix at each hour of the assessment. For the hourly marginal mix, the method from Dandres et al. is used (Dandres et al., 2017a). In this method, the hourly data are used to compute the variation in power generation for each technology of the mix and each hour of the assessment. The marginal share of a specific technology in the electricity mix is then calculated by dividing its variation in generation by the total variation of the mix's generation. Finally, the ecoinvent database is used to set up the LCI of both hourly electricity mixes.

A hybrid attributional-consequential approach is then adopted for the LCA, following a method from the literature (Collinge et al., 2018; Walzberg, Dandres, Merveille, Cheriet, & Samson, 2019a). In this approach, the marginal demand is first identified by using the electricity consumption outputs of the standard and smart homes in the ABM. The constant part of the power demand is then assessed with the hourly attributional mix, while changes due to the smart

management of electricity are assessed with the hourly marginal mix. This approach allows accounting that smart homes would contribute to reduce (or augment) the use of marginal generation technologies through energy conservation and load shifting, while still computing the impact due to the part of the electricity consumption that is similar to the baseline (i.e., the standard homes). Strictly using an attributional or a marginal mix may, however, lead to discrepancies in the assessment (Collinge et al., 2018; Walzberg et al., 2019a). Finally, the life cycle impact assessment at any time t is performed for the baseline (S_t) and smart homes scenarios (S_t^*). The impact scores (S_t and S_t^*) are calculated from their respective LCI, (g_t and g_t^*) and the Impact 2002+ k characterization factors CF_k following equation 1.

$$S_t = \sum_k CF_k g_{tk}, \quad S_t^* = \sum_k CF_k g_{tk}^* \quad (6.1)$$

Changes in electricity consumption that smart homes allow may come with economic savings. Indeed, energy conservation reduces households' electricity bills by reducing electricity consumption, while load shifting may shift part of households' electricity consumption to period with lower electricity tariffs. Thus, a rebound effect may appear from smart homes. The next section details how the indirect rebound effect is estimated in the ABM.

6.2.3.4 Evaluation of impact from the rebound effect with EEIO

The ABM also include information about electricity prices. Data from the Ontario energy board are used to calculate households' electricity consumption costs under the Ontario time of use price scheme (TOU) or a constant price yielding equivalent total costs as the TOU option (Ontario Energy Board, 2019). Including information on prices or other changes in resource allows computing the potential impacts stemming from RE in smart homes. To do so the amount of change in households' economic resource ΔC_t at any time t is first calculated with equation 2. In the equation, f_t and f_t^* are the functional units (in kilowatt-hour) at t that are related to the baseline and smart homes scenarios respectively, p_t is the electricity price (in Canadian dollar (CAD) per kilowatt-hour) at t , and finally, C_t and C_t^* are the costs associated with the baseline and smart homes scenarios respectively at that same time.

$$\Delta C_t = C_t - C_t^* = p_t(f_t - f_t^*) \quad (6.2)$$

Following a set of assumptions regarding resource reallocation to consumption (detailed below) and the use of EEIO tables, the impact related to RE is calculated. The EXIOBASE 3 MRIO database was chosen because it has been updated more recently than the available Canadian EEIO table. Moreover, it features a time series that may be used to determine how households may spend their economic savings. Finally, as it was mentioned previously in the introduction about EEIO, it allows accounting for the variation in technologies and regulations that may affect commodities' environmental impacts.

Regarding how households are assumed to spend their economic savings from the smart management of electricity, four reallocation scenarios are defined. In all of them, it is assumed that the introduction of the change in the system does not affect the total resources devoted to consumption by households and that none of the economic savings are re-spent in commodities related to electricity consumption. The first scenario follows the concept of *consumption as usual* (Girod et al., 2011). This approach assumes that resource allocation preferences are unaffected by the change in the product system, i.e., any economic savings (or loss) are distributed between the commodities according to their relative shares in the households' final consumption expenditure vector of EXIOBASE 3. In the second scenario, referred to as *consumption as spending trends*, households are assumed to re-spend their economic savings in the commodities with the biggest growth observed in EXIOBASE 3 time series from 1995 to 2011. Linear regressions on the contribution of each 200 commodities of the database to Canadian consumption over the years were performed to model this growth. The commodities with coefficients of determination higher than 0.6 and positive slopes were kept for this study (see table 6.1 and Supplementary Materials S1). Once the commodities were identified, their reallocation shares were determined following equation 3.

$$\alpha_i = \frac{s_{i,2011} - s_{i,2010}}{\sum_i (s_{i,2011} - s_{i,2010})} \quad (6.3)$$

Where α_i is the share of the households' economic savings reallocated to commodity i , $s_{i,2010}$ and $s_{i,2011}$ are the amount Canadian households spent in commodity i in 2010 and 2011 respectively. Finally, *worst-case* and *best-case* scenarios are defined following the approach of Freire-González et al. (Freire-González et al., 2017). In those scenarios, households are assumed to spend their economic savings in the most and the least GHG emitting commodities. These last

two scenarios provide boundaries regarding the magnitude of the potential rebound effect in smart homes.

Table 6.1 Commodities and their reallocation shares in the “consumption as spending trends” scenario

Commodity	α_i (%)
<i>Motor Gasoline</i>	28.1
<i>Post and telecommunication services (64)</i>	25.1
<i>Health and social work services (85)</i>	21.7
<i>Education services (80)</i>	14.0
<i>Furniture; other manufactured goods n.e.c. (36)</i>	7.1
<i>Gas/Diesel Oil</i>	3.9
<i>Retail trade services of motor fuel</i>	0.1
<i>Oil/hazardous waste for treatment: incineration</i>	<0.1

Finally, GHG emissions stemming from the indirect rebound effect are computed with equation 4.

$$\mathbf{g}_{it}^* = (\mathbf{E}\mathbf{L}\mathbf{y} + \mathbf{E}_y)\Delta C_t \quad (6.4)$$

In the equation, \mathbf{g}_{it}^* is the inventory of environmental interventions stemming from the RE at t in the smart homes scenario, \mathbf{E} is the matrix of elementary flows linked to the production of an economy's h commodities (environmental satellite of the input-output table), \mathbf{E}_y is the direct environmental pressures by households consumption, \mathbf{L} is the Leontief inverse matrix (which contains the technological recipes for an economy's commodities), and \mathbf{y} is the normalized vector of the economic savings reallocation by households according to the four scenarios defined

above. The potential impact $S_{i_t}^*$ stemming from indirect RE at time t is obtained by replacing g_{tk}^* with $g_{i_{tk}}^*$ in equation 1.

The total impact in the baseline and smart homes scenario are therefore S_t and $(S_{i_t}^* + S_t^*)$, respectively. RE_t , the RE at t is finally computed with equation 5 (Makov & Font Vivanco, 2018).

$$RE_t = \frac{PS - AS}{|PS|} = \frac{S_{i_t}^*}{|(S_t - S_t^*)|} \quad (6.5)$$

Where PS and AS designate potential and actual GHG emissions savings, respectively.

In the next section, the ABM is used to simulate electricity consumption in standard and smart homes. If not indicated otherwise, average results of 30 simulations and their standard deviation are given as it was found sufficient to account for stochastic variations in simulation results in previous work (Walzberg et al., 2019b) First, the results obtained with the *consumption as usual* scenario are presented. Then, a detailed study of when potential RE is more likely to occur is given. A sensitivity analysis is then performed, using the different reallocation scenarios as well as the use of different metrics used in smart homes load shifting. The use of the price (in CAD), or the GHG emissions with or without accounting for the RE (in kg CO₂ eq) in smart homes load shifting is explored. A full factorial experiment is also conducted to answer some critical questions about potential RE in smart homes, namely, how different price scheme, savings reallocation scenarios, and load shifting metrics, as well as their interactions, affect results. The design and analysis of the factorial experiment follow the methodology of Montgomery (Montgomery, 2009), and effects' statistical significances are evaluated with analysis of variance. Table 6.2 presents parameters high and low levels used in the experiment. Finally, the results are discussed considering other works.

Table 6.2 Factor levels in a full factorial design for the study of potential rebound effect in smart homes

Factor	Low level	High level
<i>Price scheme (A)</i>	TOU	Constant
<i>Economic savings reallocation (B)</i>	Consumption as usual	Worst case
<i>Load shifting metric (C)</i>	kg CO ₂ eq	CAD

6.2.4 Results

6.2.4.1 Potential rebound effect in smart homes

Greenhouse gas emissions and costs of the electricity consumption of 100 households living in standard and smart homes are presented in table 6.3. Smart homes allow a decrease in electricity consumption of 1.7 +/- 0.3% and a climate change impact reduction of about 10%. This result is due to the contribution of smart homes in reducing marginal demand and, thus, in decreasing the use of more polluting but more flexible power generation technologies such as gas power plants. For the year 2011, each household saves in average 37.8 CAD due to smart energy management. If those savings are re-spent in a similar fashion as the 2011 Canadian average consumption, a 4.7 +/- 0.4% indirect RE in GHG emissions occurs.

Table 6.3 Average (and standard deviation) greenhouse gas emissions, cost, and rebound effect (with the consumption as usual scenario) for 30 simulations of the baseline and the smart homes scenarios

Direct GHG emissions (kg CO₂ eq)	Cost (CAD)	GHG emissions from RE (kg CO₂ eq)	RE (%)
<i>Baseline</i>			
3.32E+05 (<1E+03)	2.00E+05 (<1E+03)	-	-
<i>Smart homes</i>			
2.98E+05 (2E+03)	1.96E+05 (<1E+03)	1.58E+03 (2E+02)	4.7 (0.4)

To better understand how and when the RE occurs, detailed results from one simulation are analyzed. Figure 6.3 shows the instantaneous and cumulative GHG emissions stemming from potential indirect RE throughout the year for one simulation. At the beginning of the simulation (up to February), households in smart homes did not adopt many energy conservation or load shifting behaviors. Thus, economic savings are low (see Supplementary materials S2), and so are the GHG emissions from RE. From February to June, however, GHG emissions increase as households adopt greener behaviors and, therefore, reduce and shift their electricity loads. The summer period sees a slowdown in emissions. Indeed, in other seasons, energy conservation behaviors related to space heating brings greater economic savings than in summer, which cause greater GHG emissions from RE (see Supplementary Materials S2). The net-savings in GHG emissions are, however, still greater in other seasons than in summer because, although energy conservation is causing greater RE, it also brings a greater reduction in emissions (see Supplementary Materials S2). Finally, GHG emissions from potential RE speed up again from October to the end of the year.

Figure 6.3 also shows that GHG emissions from potential RE are negative at certain periods of the year. Indeed, in smart homes, load shifting may cause an increase in electricity consumption during costlier TOU periods, which results in a decrease in available income for re-spending and

thus of potential RE for that period. Although in reality, emissions from RE are not instantaneous, figure 6.3 allows identifying the periods that are more susceptible to cause RE.

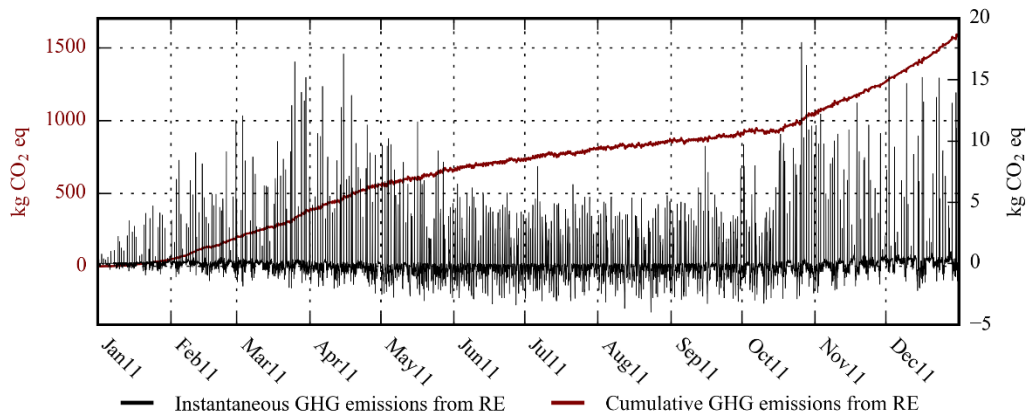


Figure 6.3 Instantaneous and cumulative GHG emissions due to indirect RE for 100 smart homes

In this part of the study, load shifting in smart homes aims at minimizing climate change impact, (the metric used in the load shifting procedure is kg CO₂ eq). Load shifting seems, however, to also bring additional savings than those related to energy conservation. Indeed, TOU prices imply that economic savings (or loss) may occur when shifting part of the electricity load from one period to another (e.g., shifting the consumption of 1 kWh from 4 pm to 7 pm on May 4th, 2011 saves 0.048 CAD (see Supplementary Materials S2)). Thus, potential economic savings vary according to different periods of the year, which may foster greater or smaller RE. In summer, RE is 3.7% against 4.7 % for the whole year of the simulation. As explained above, this is due to lower economic savings from energy conservation related to space heating (0.8% of the total heating degree-days being allocated to summer). During weekends and night hours, RE is also smaller because prices are constant for those periods, which prevent load shifting from bringing additional savings. Thus, potential RE is 3.6% during weekends against 5.3% during weekdays and 2.9% during night hours against 6.0% during day hours.

Figure 6.4 illustrates some of those findings. In the simulation, on December 27th, energy conservation behaviors related to space heating contribute to 82% of economic savings and, thus, GHG emissions from RE. Load shifting (mainly of the energy stored in the PV-battery system), contributes to 8% of economic savings for that day because it avoids the consumption of 91 kWh at 6 pm. At this time, the TOU price is at its highest and the marginal emission factor at its lowest (which explains why the load is shifted to that time (see Supplementary Materials S2)). On July

29th, energy conservation behaviors (mainly related to water heating, lightings, and small appliances), only participate to about a third of economic savings, whereas the rest is due to load shifting of the energy stored in the PV-battery system. Moreover, most of the hours of the winter day bring economic savings while the opposite stands for the summer day. Finally, potential RE may dim 12.5% of the 95 kg CO₂ eq avoided by smart homes on December 27th, and 3.2% of the 32 kg CO₂ eq avoided on July 29th.

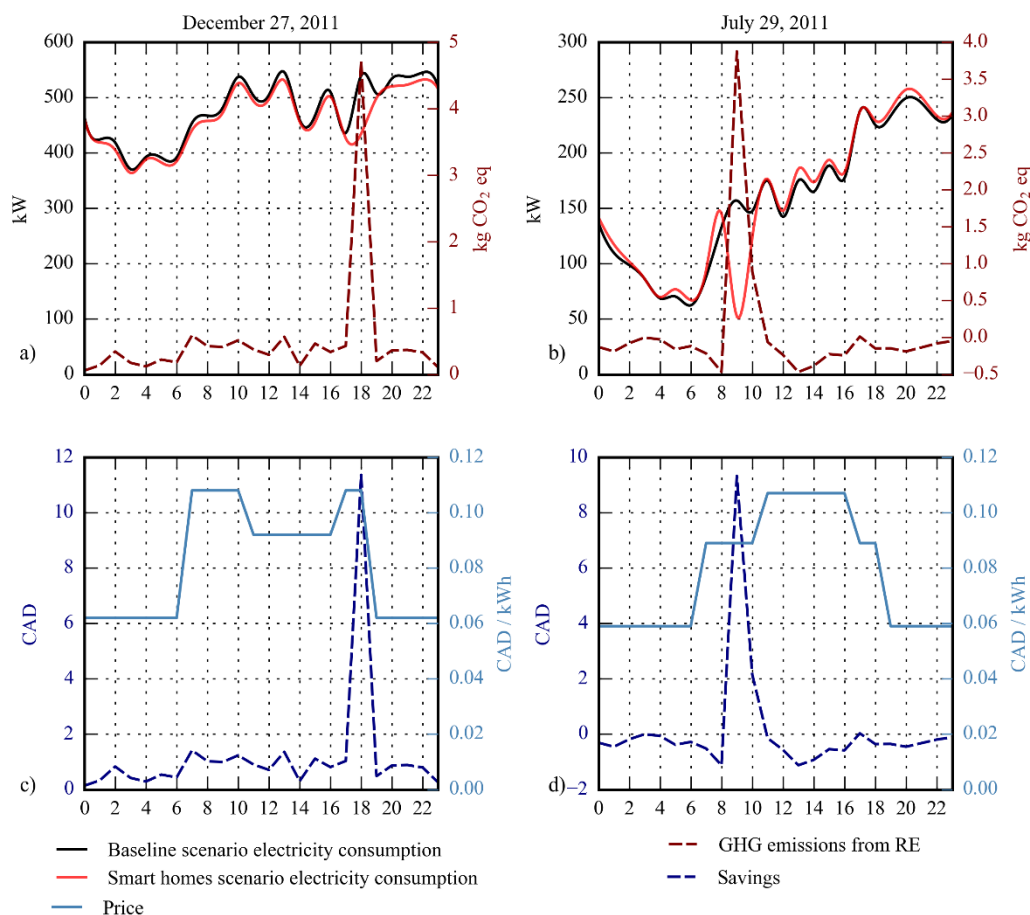


Figure 6.4 Electricity consumption and GHG emissions from RE of 100 households for the baseline and smart homes scenarios on a) December 27th, 2011 and; b) July 29th, 2011; electricity prices and households' economic savings on c) December 27th, 2011 and; d) July 29th, 2011

Those results show that RE dynamics are different depending on the time of the year. In the next section, a sensitivity analysis is conducted to analyze the causes of potential RE in smart homes further.

6.2.4.2 Sensitivity analysis

First, table 6.4 shows RE results when varying the resource reallocation assumption. As seen in the table, if Canadian households re-spend savings achieved with smart homes in commodities which have seen the most significant growth in contribution to overall consumption between 1995 and 2011 (*consumption as spending trends* scenario), a small, but statistically significant increase in RE may be expected. Indeed, the re-spending in this scenario's commodities results in slightly higher GHG emissions than for the *consumption as usual* scenario. If households re-spend their savings into the most polluting commodity (i.e., *inland water services*), however, a more significant increase in RE could occur, reaching about 88%. Thus, average climate change impact reduction allowed by smart homes under this re-spending assumption decreases to 1.2 +/- 0.7% (instead of 10.2 +/- 0.8% in the *consumption as usual* scenario). On the contrary, re-spending in the least polluting commodity (i.e., *private households with employed persons*) would result in minimal RE.

Table 6.4 Average (and standard deviation) rebound effect for 30 simulations with different resource reallocation scenarios

Reallocation scenario	GHG emissions rebound effect (%)
<i>Consumption as usual</i>	4.7 (0.4)
<i>Consumption as spending trends</i>	5.1 (0.5)
<i>Worst case</i>	88.0 (8.0)
<i>Best case</i>	< 0.1 (< 0.1)

Next, figure 6.5 and Supplementary Materials S2 presents the results of the full factorial experiment. Out of the three studied factors, the price scheme has the lowest but still statistically significant effect on RE, with a contribution to the results' variance of 4%. A constant price scheme reduces average RE by about 11% (from 4.7 +/- 0.4% to 4.2 +/- 0.3%) compared to the initial smart homes scenario (i.e., with all other factors at low levels). This result is, once more,

explained by load shifting dynamics: under a constant price scheme, load shifting does not cause economic savings, and thus, RE. The choice of the load shifting metric has a higher effect on results, with a contribution to the results' variance of 20%. Load shifting based on CAD rather than kg CO₂ eq increases average RE by almost five-fold from 4.7 +/- 0.4% in the initial smart homes scenario to 22.1 +/- 1.8%. Moreover, a strong interaction exists between the choice of the load shifting metric and the choice of economic savings reallocation by households. The interaction contributes to 16% of the variance, almost as much as the load shifting metric choice itself. The highest effect on RE comes from the choice in the economic savings reallocation, contributing to 48% of the variance in results. This result is expected as the GHG emissions per dollar reallocated of the worst-case scenario are more than 15 times higher than for the consumption as usual scenario. Finally, in the experiment, the combination of the worst-case scenario for savings reallocation and the choice of CAD as the load shifting metric leads to backfire (i.e., RE cancels out all of the smart homes' environmental benefits), regardless of the price scheme.

Interestingly the choice of the load shifting metric also influences the direct GHG emissions reduction enabled by the smart management of electricity in smart homes (see Supplementary Materials S2). Indeed, controlling for the other studied factors, GHG emissions reduction falls from 10.2 +/- 0.8% to 3.7 +/- 0.6% without accounting for the RE when changing the load shifting metric from kg CO₂ eq to CAD. When accounting for the RE, changing the load shifting metric from kg CO₂ eq to CAD causes the GHG emissions reductions to fall from 10.2 +/- 0.8% to 2.9 +/- 0.5%, 2.7 +/- 0.5%, and -11.0 +/- 0.8% (i.e., an increase in GHG emissions) with the *consumption as usual*, *consumption as spending trends*, and worst-case scenarios respectively.

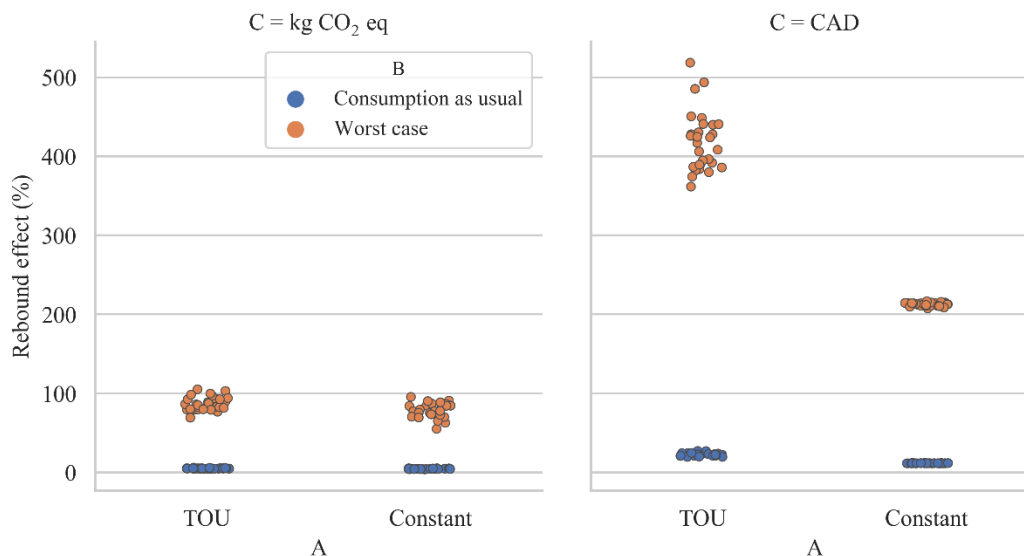


Figure 6.5 Smart homes' rebound effect in a full factorial experiment A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric

The results from the full factorial experiment indicate that conditions in which smart homes operate may strongly influence the RE. One of the crucial factors to consider is the choice of the load shifting metric. When repeating the experiment with the *consumption as spending trends* scenario, the contribution of the load shifting metric to the variance increases to 70% (see Supplementary Materials S2). Next, this factor is analyzed in more details.

Figure 6.6 shows the RE estimations obtained from simulation using different load shifting metrics. First, as previously shown, using a price signal in the load shifting procedure increases RE with the *consumption as usual* scenario. It may even backfire in the case of the worst-case scenario (RE increases from 88.0 +/- 8.0% to 416.9 +/- 36.5%). Interestingly, accounting for GHG emissions from RE in the calculation of climate change impact ($(S_{it}^* + S_t^*)$ instead of S_t^*), and using that metric for the load shifting, reduces RE by about 59% in the worst-case scenario. For the *consumption as usual* scenario, using the same metric ($(S_{it}^* + S_t^*)$) does bring a lower, but statistically significant difference in results with a 7% reduction of average RE. This result demonstrates that accounting for RE when designing DSM programs aiming at load shifting may be beneficial, especially if there is a high chance that households' economic savings from programs are spent in polluting commodities.

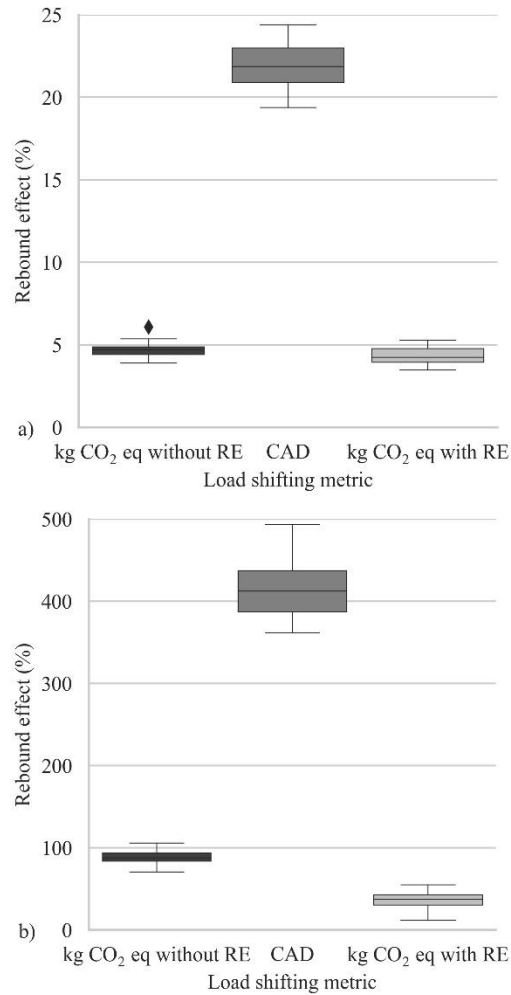


Figure 6.6 Smart homes' rebound effect depending on the load shifting metric for, a) the consumption as usual scenario, b) the worst-case scenario

6.2.5 Discussion

6.2.5.1 Discussion of the case study results and policy implications

Results from this study show that although potential RE from smart homes is low, some periods are more susceptible to it. For instance, winter and weekdays are more prone to RE than other seasons and weekends, respectively. This outcome is explained both by households' behaviors and electricity prices that vary depending on, for instance, the season, or the hour of the day. Notably, results from figure 6.3 and 6.4 show that although RE in smart homes may be of the

same order of magnitude throughout the year, different underlying dynamics may be causing it. Particularly, potential RE at a given time depends both on the GHG emissions and price of electricity at that time.

Thus, understanding those dynamics could help to design more effective policies to mitigate potential RE. For instance, load shifting DSM strategies may be attractive for two reasons. First, they may not bring as much economic savings (and thus potential RE) per avoided GHG emissions because households still need to pay for the use of energy (on the contrary of energy conservation). Second, they allow households to keep a certain level of comfort, using the same amount of energy overall but only at different periods. The choice of the DSM strategy to prioritize (e.g., between energy conservation or load shifting) should depend, however, on the net-savings in GHG emissions after accounting for RE they allow. For instance, although energy conservation may foster a higher RE than load shifting, it may also bring greater net-saving in GHG emissions in the end (see supplementary results S2).

To be the most environmentally effective, load shifting strategies should, however, be based on environmental metrics rather than economic ones (Milovanoff et al., 2018; Walzberg et al., 2019b; Zhang et al., 2016a). This finding is especially true when accounting for RE. In the case study, load shifting according to electricity prices rather than GHG emissions brings more economic savings and thus, increases RE. Overall, climate change impact reductions are lower or even null due to the sub-optimal choices of load shifting regarding GHG emissions and the increased RE. The price scheme was found to have a lower impact on RE in the case study simulations. Indeed, a significant part of GHG emissions from RE stems from the adoption of energy conservation behaviors in smart homes, upon which price scheme has a small influence. However, this factor is more relevant in the case of load shifting, especially when using an economic metric for load shifting's decision.

Results from Table 6.4 also indicate that despite low rebound effect foster by smart homes, encouraging households to re-use their economic savings in low polluting commodities (e.g., in financial services) could further enhance smart homes contribution to the low-carbon transition. On the contrary, if the economic savings allowed by smart homes are used to buy more polluting products and services, RE would increase and potentially lead to backfire. In that case, a possible

strategy to mitigate RE would be to account for it in the calculation of the GHG emissions metric used to perform load shifting.

Those results are in line with the literature on energy efficiency, which asserts that technological advancement is not enough to bring sustainable consumption patterns (Brown & Vergragt, 2008; Gram-Hanssen, 2013; Kowalska-Pyzalska, 2018; Zhao & Yang, 2017). In the case study, households' home behaviors, their willingness to let the smart management system shift certain appliances' loads, and their choices regarding how potential savings are utilized are some examples. Looking at the smart grid, the interaction between users also seems crucial as networks of prosumer (i.e., who both consume and produce a product/service) exchange energy that they generate collaboratively (e.g., through a peer-to-peer platform) (Wainstein & Bumpus, 2016). These new consumption models may, however, bring environmental RE and other types of unforeseen indirect social or economic effect (which may not strictly correspond to the RE definition) (Tussyadiah & Pesonen, 2015). For instance, it was found that peer-to-peer accommodation may increase noise nuisance or rental housing prices (Horn & Merante, 2017; Tussyadiah & Pesonen, 2015). The study from Joyce et al. also looked at such social rebound in the case of ICT products (Joyce et al., 2019). They found, for instance, that although a decrease in energy spending would lead to GHG emissions reduction, it might also lead to a decrease in overall employment in Sweden (Joyce et al., 2019).

6.2.5.2 Limitations and future work

There are several limitations to this study, however. Although electricity generation could cause other environmental impacts than climate change (e.g., acidification or human toxicity), they were discarded because the discrepancies in the number of elementary flows in ecoinvent and EXIOBASE 3 is too high to allow meaningful RE estimation in those environmental impact categories. This issue is well-known (Hauschild, Rosenbaum, & Olsen, 2018; Huysman, Schaubroeck, Goralczyk, Schmidt, & Dewulf, 2016), and progress is currently underway, which should render RE estimation in other impact categories with EXIOBASE and LCA possible (Muller, (In press)). A solution could be to use national EEIO (e.g., the Open IO-Canada model (Lesage et al., 2012)) rather than MRIO tables because they often have more elementary flows reported. This approach would, however, induce errors in the assessment because the

environmental impacts per monetary unit of commodities may vary depending on the region producing them (e.g., due to differences in technologies or regulatory context).

Moreover, the direct environmental pressures from households consumption were assumed to be the same for all four scenarios. While this might be true for the *consumption as usual* scenario (assuming there are no direct emissions due to the use of electricity), it might not be the case for the other scenarios. Indeed, the direct environmental pressures may depend on the commodity that is consumed (e.g., between transportation, ICT, or food commodities). Thus, for the *consumption as spending trends*, the worst case, and the best case scenarios, a better estimation of the RE would have been obtained with more disaggregated information of the direct environmental pressures from households consumption. Other scenarios for the reallocation of the economic savings could also have been studied, for instance, by using the concept of marginal budget shares (Makov & Font Vivanco, 2018).

Another limitation of the study is that only the use phase was considered. Because the ICT infrastructure may contribute to the environmental impacts and cost of smart homes, accounting for those aspects may change the study's results. The analysis is still relevant to the residential sector, however, because the building use phase is most often the most significant contributor to impacts, (e.g., up to 90% of environmental burdens (Buyle et al., 2013)). Another limit related to the LCA is that the two electricity mixes used in this study did not include import and export of electricity. This assumption may, however, affect results (Milovanoff et al., 2018). It is especially true for the hourly marginal mix because import may contribute significantly to the mix's electricity generation and its impacts (Walzberg et al., 2019a). Research regarding the temporal variability of power generation and other considerations, such as import and export, or the chosen LCA approach led to the development of a standard for the assessment of ICT emissions (Dandres, Riekstin, & Cheriet, 2019; Riekstin et al., (in press)). This standard should facilitate the inclusions of such considerations in future environmental assessments of ICT and their application. Finally, the study is limited due to the use of secondary data and the modeling itself, which, although is based on empirically validated theories, may not strictly reflect reality.

The methodology developed throughout the case study of smart homes allows, however, answering some of the research gaps previously found in the literature: the inclusion of rebound effect and user behaviors in environmental assessment (Arushanyan et al., 2014; di Sorrentino et

al., 2016; Pohl et al., 2019). The simulation of user behaviors with the ABM improve the accuracy of use phase modeling in LCA. Indeed, it allows accounting for households heterogeneity in energy behaviors as well as their evolution over time, two elements that are not usually accounted for in LCA (Walzberg et al., 2019b). The ABM may also be used to compute potential RE during the simulation, for instance, to bring insights on when RE may genuinely be an issue and why. The methodology could be further developed, for instance, by incorporating a set of rules to reallocate freed household resources, as it was suggested by Girod et al. (Girod et al., 2011). This further step could improve the robustness of RE estimation and help designing better policies to avoid RE. Moreover, different types of RE which depends on irrational households' behaviors such as motivational or imperfect substitution RE could be modeled with ABM.

The concept of *consumption as spending trends* could also be further explored, for instance by performing other regression than a linear one with the EXIOBASE 3 1995-2011 time series to determine commodities that have seen a non-linear growth between the time series period. Those commodities would then be selected, and their shares in the spending reallocation vector determined to build a more accurate *consumption as spending trends* scenario. The EXIOBASE 3 time series have also been used in another work related to RE, for instance, to determine trends in ICT related consumption (Joyce et al., 2019). Further research could similarly make use of EXIOBASE 3 times series to improve RE estimation.

Finally, in answer to the question in the title, RE in smart homes ought not to be feared if similar conditions than this study apply. As it was shown in this study and others, RE related to increased efficiency in homes is usually rather small, and thus, it should not discourage policies (Gillingham, Kotchen, Rapson, & Wagner, 2013). Understanding the underlying dynamics of RE, however, could help to avoid it when it matters the most (e.g., in the case of potential backfire).

6.2.6 Conclusion

This study applied an agent-based approach to explore the potential for RE in smart homes. To the best of the authors' knowledge, this is the first study of causal factors and dynamics of RE in

smart homes. An average RE of 4.7% was estimated from the ABM simulations in the climate change impact category. While RE does not cancel out all the benefits of energy efficiency, it should nonetheless be avoided when possible to maximize contribution to sustainability. Understanding the dynamics related to RE may give insights into how to prevent it. In the case of smart homes, for instance, the metric chosen for load shifting, the period of the year, and households' behaviors are all factors explaining variation in RE. The choice of the load shifting metric, for instance, was found to significantly contribute to RE in the case study. Load shifting decisions based on electricity cost led to almost a five-fold increase in RE in the simulations. Thus, potential policy implication could be to design TOU prices that account for potential RE. Another similar strategy could involve using an environmental signal that encompasses emissions from RE in the smart management of electricity consumption rather than an economic one.

This study highlighted the need for detailed modeling of the use phase in the case of complex systems such as smart homes. Indeed, user behaviors during that life cycle phase may significantly influence the results of the LCA, notably because it may trigger RE. Further work could improve the modeling of RE, for instance, by using time series related to consumption, or conduct surveys to determine how economic savings are spent. Potential environmental and social RE in collaborative consumption practices, such as renting, or sharing, could also be analyzed as they may be more and more present in the smart grid.

CHAPITRE 7 RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES

Ce chapitre présente des résultats obtenus dans le cadre de la thèse, mais qui n'ont pas été publiés.

7.1 Résultats sur la maîtrise de la demande en énergie

Des expériences complémentaires ont été conduites avec le modèle d'ACV-SMA pour étudier plus en détail l'influence des facteurs attitudinaux du modèle de Stern (Stern, 2000). En effet, le chapitre 4 a démontré que ces facteurs pouvaient avoir un effet important sur les résultats des simulations du modèle d'ACV-SMA. Les effets de trois hypothèses simplificatrices faites sur les facteurs attitudinaux sont ainsi présentés dans la figure 7.1 (en anglais).

Premièrement, ne pas prendre en compte l'effet de la conformité aux pairs ($p_c = 0$ au lieu de $p_c = 0.275$ dans le modèle), modifie la réduction moyenne permise par les domiciles intelligents de $2.0 \pm 0.4 \%$ à $2.7 \pm 0.3 \%$ dans les simulations, une différence statistiquement significative de 34 %.

Négliger la prise en compte de la difficulté inhérente aux changements comportementaux (tel que défini par Kaiser et al. (Kaiser et al., 2010)), entraîne également une différence significative dans les résultats de 166 %. La réduction moyenne permise par les domiciles intelligents passe de $2.0 \pm 0.4 \%$ à $5.4 \pm 0.4 \%$ lorsque la difficulté des ménages à changer leurs comportements n'est pas prise en compte ($p_{ki} = 1$ au lieu de $p_{ki} = 0.2$ dans le modèle). On peut noter par ailleurs que la réduction de la consommation d'électricité obtenue avec cette hypothèse simplificatrice correspond au maximum observé³ dans les résultats des études empiriques utilisé pour valider le modèle d'ACV-SMA (Delmas et al., 2013).

Enfin, la différence de résultats dû à l'hypothèse simplificatrice concernant le niveau d'attitude des ménages (tous les ménages supposés de type « épicurien » au lieu de suivre la distribution nord-américaine (Valocchi et al., 2007)) n'est pas statistiquement significative. Cependant,

³ Valeur maximale de réduction reportée de 5 % pour les études empiriques de haute qualité à partir desquels la validation du modèle s'est faite (Delmas et al., 2013).

l'interaction entre ce facteur et la difficulté à changer les comportements contribue significativement à 2.1 % de la variance des résultats du plan d'expérience illustré par la figure 7.1. L'interaction de ce facteur avec le facteur de conformité aux pairs contribue aussi (dans une moindre mesure, mais de manière significative) à la variance des résultats.

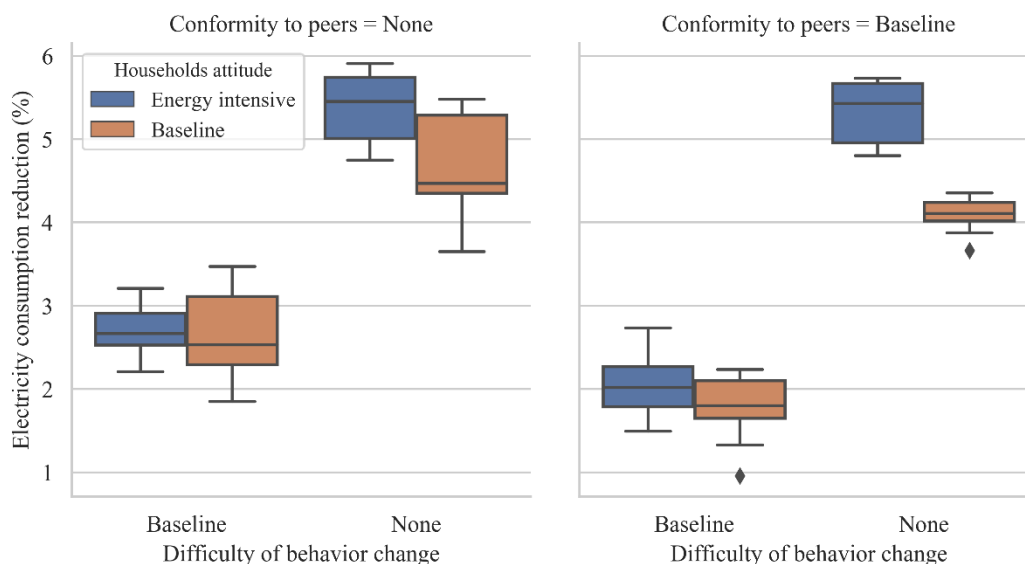


Figure 7.1 Réduction de la consommation d'électricité des domiciles intelligents selon différentes hypothèses simplificatrices

Un résultat pertinent, déjà mentionné dans le chapitre 4 est l'effet de la conformité aux pairs. Bien que celle-ci puisse avoir un effet positif une fois que suffisamment de ménages ont commencé à changer leurs comportements, ce facteur a un effet négatif au début des simulations (puisque peu de ménages ont amorcé des changements comportementaux). Au total, accroître la probabilité des ménages à se conformer à leurs pairs a un effet négatif dans les simulations.

Ces résultats démontrent à nouveau la pertinence d'inclure des informations issues des sciences comportementales dans l'ACV. Celles-ci peuvent informer les décideurs sur les stratégies de maîtrise de la demande en énergie les plus efficaces dans la réduction des impacts environnementaux. Pour l'étude de cas des domiciles intelligents, faciliter les changements de comportements par exemple à l'aide de conseils pratiques serait une stratégie à prioriser au début. Utiliser la pression par les pairs serait ensuite une stratégie envisageable lorsque plusieurs ménages ont déjà changé leurs habitudes.

L'influence des contraintes sociales dans le scénario de maîtrise de la demande en énergie étudiée au chapitre 5 a aussi été analysée dans le cadre de ce projet de recherche. Dans un premier temps, une contrainte sur la plage horaire pendant laquelle les ménages acceptent de potentiellement décaler l'utilisation de la sècheuse est modélisée. Pour cela, les équations suivantes ont été ajoutées au problème d'optimisation décrit par les équations 5.9-5.13 du chapitre 5 :

$$\boldsymbol{\psi}^T(\mathbf{x}^\omega - \mathbf{b}^\omega) \leq 0, \forall \omega \quad (7.1)$$

$$-\boldsymbol{\psi}^T(\mathbf{x}^\omega - \mathbf{b}^\omega) \leq 0, \forall \omega \quad (7.2)$$

Dans lesquelles \mathbf{x}^ω et \mathbf{b}^ω représentent l'usage optimisé et l'usage du scénario de référence de la sècheuse par le ménage ω (et comme énoncé au chapitre 5 : $x_t^\omega, b_t^\omega \in \{0, 1\}, \forall \omega, t$). Le vecteur $\boldsymbol{\psi}$, de dimension 24, contient des 0 sur la plage horaire où le ménage accepte de décaler l'utilisation de la sècheuse et les termes d'une suite arithmétique de raison (et premier terme) 1 sinon. Les contraintes 7.1 et 7.2 permettent ainsi de restreindre le décalage dans le temps de la sècheuse à la période désirée, qui est considérée être de 9 h à 21 h. Cette période a été choisie, car en dehors de celle-ci la nuisance sonore doit être limitée à Toronto (Toronto, 2003).

Dans un second temps, une contrainte économique est ajoutée au modèle. Il est supposé cette fois-ci que les ménages ne désirent pas décaler leurs consommations d'électricité si celle-ci accroît leurs factures d'électricité. La contrainte est modélisée avec l'équation 7.3.

$$\mathbf{p}^T(\mathbf{x}^\omega - \mathbf{b}^\omega) \leq 0, \forall \omega \quad (7.3)$$

Dans laquelle \mathbf{p} est un vecteur représentant le prix de l'électricité à différents moments de la journée selon la tarification horaire de l'Ontario (Ontario Energy Board, 2015). Enfin, l'étendue de la limite de décalage dans le temps a été étudiée (des limites de décalage de 2, 4, 6 et 8 heures après la situation du scénario de base ont été supposées). Une limite inférieure de 0 heure de décalage a été conservée puisqu'il a été supposé que la sècheuse ne pouvait pas être utilisée avant la laveuse.

La figure 7.2 (en anglais) illustre les résultats obtenus en ajoutant ces contraintes. Une seule métrique pour le décalage dans le temps a été étudiée : les émissions de CO₂ marginales. D'après la figure, la contrainte sur la période possible de décalage limite plus les bénéfices environnementaux que la contrainte économique. Cette dernière n'affecte que peu les résultats. Ainsi la contrainte sur la période disponible pour le décalage de la demande réduit les bénéfices

environnementaux de 27.0 % en moyenne alors que la contrainte économique réduit les bénéfices de 1.7 % en moyenne. Ce résultat pourrait s'expliquer par le fait que les émissions marginales et le prix de l'électricité soient positivement corrélés. Ainsi, lorsque la demande est décalée de façon à minimiser les émissions marginales, le coût est également globalement minimisé. La figure 7.2 confirme aussi les résultats de la figure B4.1 : les bénéfices environnementaux du décalage dans le temps de la demande augmentent de façon non linéaire avec l'étendue de la limite de décalage dans le temps.

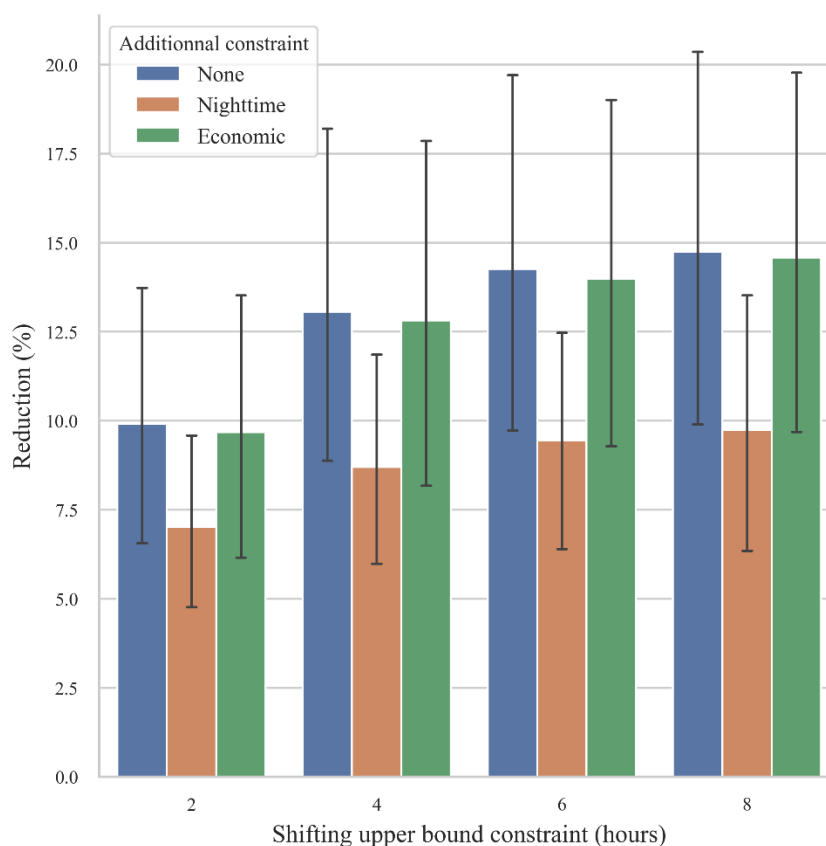


Figure 7.2 Effet de contraintes supplémentaires du décalage de la demande sur la réduction de l'impact sur le changement climatique (les barres d'erreur représentent l'intervalle de confiance à 95 %)

Les résultats complémentaires de cette section démontrent à nouveau l'influence des dimensions humaine et temporelle sur la phase d'utilisation. Lors du décalage dans le temps de la demande (figure 7.2), les contraintes dues aux pratiques des individus (par exemple limiter les activités bruyantes la nuit) peuvent avoir un effet sur les résultats. De la même manière, dans les domiciles

intelligents (figure 7.1), la conformité aux pairs, la difficulté (c'est-à-dire l'effort [physique et mental], le temps ou encore l'argent nécessaire) inhérente aux changements comportementaux et l'attitude des ménages ont un effet sur la réduction de la consommation d'électricité.

Les résultats démontrent à nouveau la capacité de la méthodologie développée dans le cadre de cette thèse à saisir les dimensions humaine et temporelle lors de l'ACV des systèmes sociotechniques. La somme des comportements d'un individu forme des pratiques qui s'expriment dans le temps (Røpke & Christensen, 2012). Ainsi, la méthode pose aussi les premières pierres angulaires de l'ACV de pratiques. Comme ces pratiques sont fortement ancrées dans la culture des ménages (et même des individus composant le ménage) (Subrémon, 2011), le contexte culturel pourrait être exploré plus en détail dans de futures recherches sur la maîtrise de la demande en énergie, les domiciles intelligents ou d'autres systèmes sociotechniques.

7.2 Résultats sur l'effet rebond

Avant la réalisation de l'étude du chapitre 6, un travail préliminaire sur l'effet rebond a été effectué avec les tables entrée-sorties étendues à l'environnement du Canada (Lesage et al., 2012). Les résultats ont montré qu'un effet rebond pouvait apparaître dans les catégories de la santé humaine, la qualité des écosystèmes et le changement climatique (Walzberg et al., 2017).

La figure 7.3 présente les résultats des réductions d'impacts environnementaux permises par les domiciles intelligents dans les catégories midpoint et endpoint d'Impact 2002+ en incluant ou non l'effet rebond. Ce dernier varie dans les catégories midpoint entre 2.1 % en moyenne pour la catégorie toxicité humaine à 72.2 % en moyenne pour la catégorie de destruction de la couche d'ozone. Pour les catégories endpoint, l'effet rebond est en moyenne de 7.3 %, 16.3 % et 32.6 % dans les catégories de santé humaine, qualité des écosystèmes et changement climatique respectivement. En raison du manque de flux élémentaires répertoriés dans les tables EEIO du Canada, l'effet rebond n'a pu être estimé dans les catégories midpoint d'impact des radiations ionisantes, de l'utilisation des terres, des énergies non renouvelables, et d'extraction de minerais et la catégorie endpoint des ressources.

La figure 7.3 démontre à nouveau (avec le chapitre 6) que l'effet rebond peut changer les résultats de l'ACV-SMA, bien que les conclusions générales ne changent pas. De plus, l'effet

rebond semble plus important lorsqu'un mix électrique moyen est considéré au lieu d'adopter la méthode mixte proposée dans le chapitre 5. Cela signifie que si la demande étudiée ne participe pas à la demande marginale, le risque d'effet rebond peut être plus important.

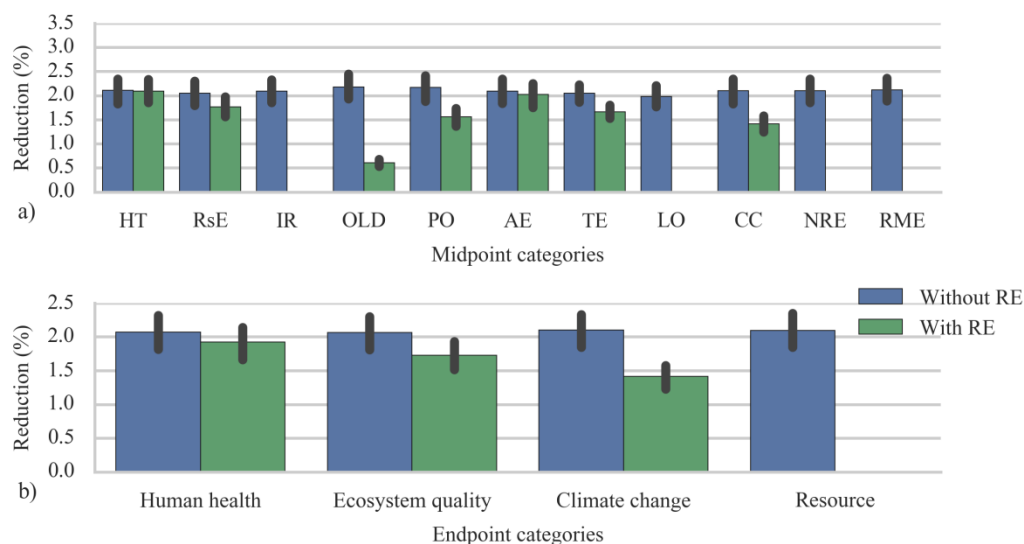


Figure 7.3 Réduction d'impacts environnementaux en prenant en compte ou non l'effet rebond, HT=toxicité humaine, RsE=effets respiratoires, IR=radiations ionisantes, OLD=déstruction de la couche d'ozone, PO=oxydation photochimique, AE=écotoxicité aquatique, TE=écotoxicité terrestre, LO=occupation des terres, CC=changement climatique, NRE=énergies non renouvelables, RME=extraction de minerais, les barres d'erreurs représentent l'intervalle de confiance à 95 %

La figure 7.4 présente quant à elle l'effet de l'inclusion de l'effet rebond dans le plan factoriel fractionnaire vu au chapitre 4. Deux scénarios de réallocation des dépenses ont été étudiés pour le facteur additionnel du plan : le scénario de consommation usuelle de Girod et al. (Girod et al., 2011) (définis comme le niveau bas du facteur) et un scénario où les éventuelles économies monétaires sont allouées uniquement à l'utilisation de services financiers (commodité de *banking services* dans la table EEIO et définis comme le niveau haut du facteur). Ce facteur est supposé être lié au niveau socio-économique des utilisateurs et il est donc inclus dans la catégorie *capabilités personnelles* des facteurs de Stern (Stern, 2000). Le tableau 7.1 présente les niveaux hauts et bas des facteurs.

Tableau 7.1 Niveaux hauts et bas des facteurs de Stern affectant les comportements pro-environnementaux

Facteur	Bas niveau	Haut niveau
<i>Facteurs contextuels</i>		
Schéma de prix(A)	Constant	TOU
Géographie (B)	Toronto	Thunder Bay
Métrique pour le décalage de la demande (C)	kWh	DALY
<i>Facteur de capacités personnelles</i>		
Système PV-batterie (D)	Non	Oui
Réallocation des économies monétaires (E)	Consommation usuelle	Services financiers
<i>Facteurs attitudinaux</i>		
Probabilité d'engagement (F)	0.2	0.3
Probabilité de se conformer (G)	0.275	0.375
Distribution des types d'utilisateurs (H)	Majorité de passifs	Majorité de convaincus

Plusieurs conclusions peuvent être tirées de la figure. Premièrement de manière évidente le facteur en lien avec l'effet rebond (facteur E dans la figure) n'a d'effet que lorsque l'effet rebond est comptabilisé dans les impacts environnementaux. Ensuite, il est possible d'observer que le facteur E a un effet positif sur la réduction des impacts environnementaux incluant l'effet rebond. En effet, le niveau haut du facteur est le scénario d'utilisation de services financiers qui cause moins d'impacts environnementaux par unité monétaire que le scénario de consommation usuelle. Ce facteur apporte par ailleurs une contribution significative à la variance des résultats du plan d'expérience dans la catégorie du changement climatique (contribution de 12 %) et dans la catégorie de la qualité des écosystèmes (contribution de 3 %).

Un autre résultat saillant est que la contribution à la variation de l'impact sur le changement climatique des facteurs contextuels, de capacités personnelles et d'attitudes passent de 14.4 %, 26.1 % et 32.6 % respectivement lorsque l'effet rebond n'est pas pris en compte à 11.5 %, 42.1 % et 24.9 % respectivement lorsque l'effet rebond est pris en compte. Les facteurs contribuant le plus à la variation d'impact sur le changement climatique passent donc des facteurs attitudinaux

aux facteurs de capacités personnelles lorsque l'effet rebond est pris en compte. Ce résultat montre que dans une situation où le potentiel d'effet rebond est jugé important, les politiques visant à réduire les économies monétaires permises par le système ou changer leurs réallocations sont les plus appropriées pour réduire l'impact sur le changement climatique.

Les résultats de la figure 7.4 montrent (avec le chapitre 6) l'intérêt de prendre en compte l'effet rebond dans l'analyse ainsi que d'étudier de possibles politiques publiques pour diminuer son effet. Proposer aux utilisateurs d'investir leurs économies ou bien de les dépenser dans des produits/services peu impactants ou des œuvres humanitaires sont autant de stratégies permettant de réduire l'impact de l'effet rebond.

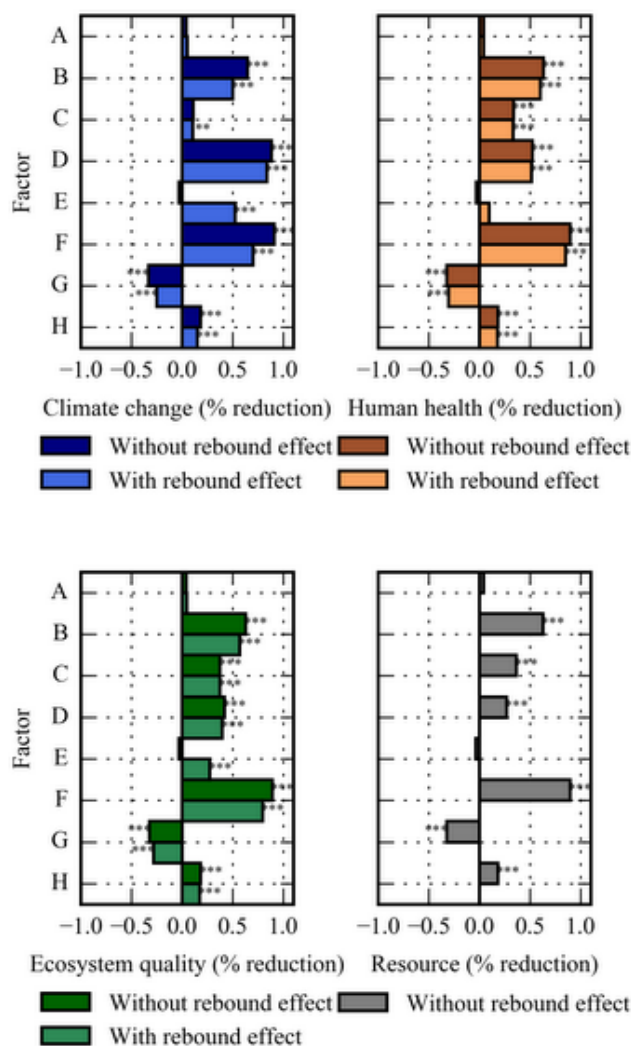


Figure 7.4 Estimation des effets principaux dans le plan factoriel fractionnaire, A=schéma de prix, B=géographie, C=métrique pour le décalage de la demande, D=système PV-batterie, E=réallocation des économies monétaires, F=probabilité d'engagement, G=probabilité de se conformer, H=distribution des types d'utilisateurs *** et ** indiquent des niveaux de confiance de 0.999 et 0.99 respectivement

Enfin, la figure 7.5 montre l'effet de l'inclusion de l'effet rebond sur les résultats du décalage de la consommation dans le temps du chapitre 4 (figure 4.7). Le résultat principal de la figure est que l'utilisation de la métrique économique (CAD) bien que semblant pertinente si l'effet rebond n'est pas inclus (puisqu'elle évite notamment les déplacements d'impacts) n'est en réalité pas si pertinente que cela si l'on prend en compte l'effet rebond. En effet, on peut voir sur la figure que le phénomène de « backfire » apparaît dans les catégories d'impact du changement climatique et

de la qualité des écosystèmes. Ainsi une augmentation de ces impacts (plutôt que la réduction attendue) résulte de l'utilisation du système du fait de l'effet rebond.

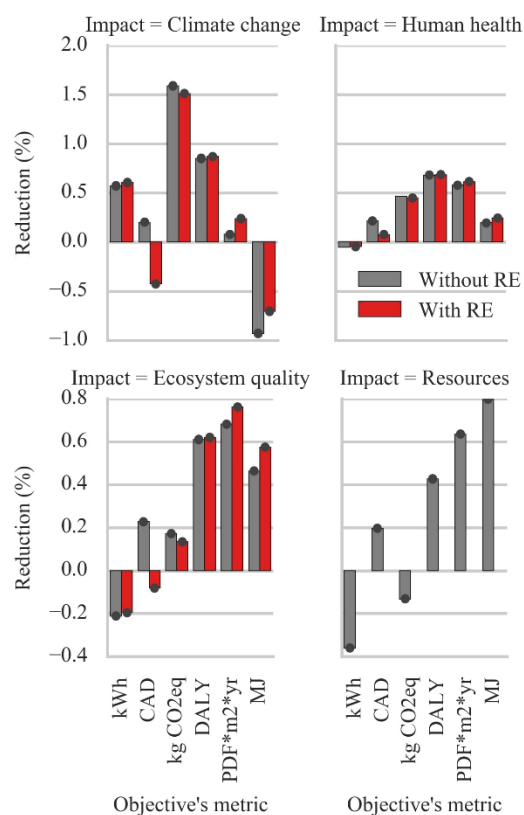


Figure 7.5 Décalage de la demande dans le temps selon différentes métriques avec ou sans considérer les impacts environnementaux dus à l'effet rebond

Les résultats des figures 7.3, 7.4 et 7.5 sont cependant limités par :

- Le nombre plus réduit de flux élémentaires des tables EEIO du Canada par rapport à la base de données ACV utilisée (ecoinvent) ;
- La différence d'horizons temporels (années auxquelles correspondent les données) entre les tables EEIO du Canada et la base de données ACV ;
- L'utilisation d'une approche attributionnelle et non d'une approche marginale pour l'ACV ce qui peut être en contradiction avec l'étude de l'effet rebond.

Enfin, il est pertinent de noter que les facteurs d'impacts sur le changement climatique par dollar canadien du scénario de consommation usuelle calculé avec EXIOBASE et avec la table EEIO du Canada sont relativement similaires avec 3.34×10^{-1} kg CO₂ eq/CAD pour EXIOBASE

(année 2011) et 3.27E-01 kg CO₂ eq/CAD pour la table EEIO du Canada (année 2009)⁴. Cette remarque valide l'utilisation d'EXIOBASE pour calculer l'effet rebond dans la catégorie du changement climatique.

Le tableau 7.2 résume les contributions de l'approche développée dans la thèse pour l'étude de cas des domiciles intelligents. La prise en compte des facteurs comportementaux et des conséquences des changements comportementaux sur le système de production sont ainsi des éléments critiques à l'analyse. L'effet rebond étant relativement faible, sa prise en compte ou non n'a, cependant, que peu d'impact sur les résultats.

Tableau 7.2 Résumé des contributions de l'approche développée dans la thèse pour l'étude de cas des domiciles intelligents

	Oui	Non
Prise en compte des facteurs comportementaux ?	2 % de réduction de la consommation d'électricité permis par les domiciles intelligents	6 % de réduction de la consommation d'électricité permis par les domiciles intelligents
Prise en compte des conséquences des changements comportementaux sur le système de production ?	10 % de réduction des émissions de GES permis par les domiciles intelligents	2 % de réduction des émissions de GES permis par les domiciles intelligents
Prise en compte de l'effet rebond ?	9.5 % de réduction des émissions de GES permis par les domiciles intelligents	10 % de réduction des émissions de GES permis par les domiciles intelligents

Enfin, l'annexe D présente une discussion critique de certains concepts de la thèse. Bien que cette discussion ne réponde pas directement à l'objectif du projet doctoral, elle permet de mettre en lumière certains de ses aspects connexes.

⁴ Prise en compte de l'impact de la production des commodités seulement

CHAPITRE 8 DISCUSSION GÉNÉRALE ET RECOMMANDATIONS

Ce chapitre de la thèse commence par un résumé des contributions du projet doctoral à la recherche scientifique. Cette partie détaille comment les objectifs spécifiques énoncés dans le chapitre 3 ont été atteints. Les limites de ces contributions sont ensuite soulignées puis, des pistes de recherches futures sont proposées.

8.1 Atteintes des objectifs de recherche

L'objectif général de cette thèse, « *Développer une approche d'analyse du cycle de vie permettant d'intégrer les comportements humains, l'effet rebond ainsi que leurs aspects temporels lors de la modélisation de la phase d'utilisation des systèmes complexes* » a été atteint grâce aux approches méthodologiques développées pour répondre aux trois objectifs spécifiques.

La méthode développée au chapitre 4 permet de répondre au premier objectif spécifique : *développer une approche d'ACV qui permet de prendre en compte un large champ d'étude incluant les comportements humains*. Il a été démontré que la combinaison de la SMA et l'ACV permet de modéliser l'hétérogénéité des utilisateurs d'un système et leurs changements de comportements dans le temps. Il a aussi été démontré que ces aspects ont un effet non négligeable sur les résultats de l'ACV.

L'évaluation des systèmes complexes tels que les grandes aires de consommation (mobilité, alimentation, logement) nécessitent de prendre en compte l'utilisation de plusieurs produits et services par l'utilisateur ce qui implique d'élargir le champ d'étude. Il a été montré que la SMA permet de définir des agents à un niveau individuel, chacun possédant ses propres schémas de consommation, ce qui facilite l'évaluation d'un large champ de l'étude. De plus, cette technique de simulation permet de représenter le processus de prise de la décision des utilisateurs, incluant leurs aspects irrationnels. Ce dernier point permet notamment à l'ACV d'évaluer des politiques comportementales telles que les *nudges* qui se basent justement sur les aspects irrationnels de la prise de décision des utilisateurs.

Cette prise de décision intervient par ailleurs dans le temps. Il a aussi été démontré dans ce chapitre qu'une partie des impacts environnementaux liée à la prise de décision des utilisateurs ne

pouvait être incluse dans l'analyse si les aspects temporels de la production de l'unité fonctionnelle n'étaient pas aussi inclus, au même titre que ceux liés à l'utilisation. Dans l'étude de cas, c'était par exemple les décisions liées au décalage dans le temps de la consommation d'électricité. Le couplage de l'ACV et de la SMA a là encore été mis à profit puisque cette dernière permet de représenter l'évolution de systèmes dans le temps.

Finalement, il a été démontré que la méthode est capable de résoudre certains problèmes liés à la modélisation des comportements humains en ACV. Cette méthode permet de capturer la singularité des utilisateurs d'un produit/service. De plus, elle permet d'inclure les aspects temporels à la fois des comportements humains des utilisateurs et de la production du produit/service qui est utilisé.

Le chapitre 5 va plus loin dans l'exploration des aspects temporels de l'ACV. La méthode développée dans ce chapitre permet de répondre au second objectif spécifique : *développer une méthode d'analyse du cycle de vie adaptée aux systèmes sociotechniques et à leurs aspects temporels*. Il a été démontré dans ce chapitre qu'une approche strictement attributionnelle ou une approche strictement conséquentielle n'était pas adaptée dans le cas des systèmes sociotechniques où la demande et la production d'un produit/service co-évoluent dans le temps. En effet, une partie de la demande participe alors au « statu quo » alors qu'une autre partie participe au changement. La méthode développée dans ce chapitre permet l'ACV de tels systèmes.

L'approche attributionnelle utilisée dans le chapitre 4 ne permet pas de bien rendre en compte des conséquences des changements de comportements sur le système de production. C'est justement ce que permet de faire l'approche conséquentielle. Utiliser ces deux approches en combinaison permet une ACV qui rend à la fois compte des impacts environnementaux de la part du système qui ne change pas par rapport au cas usuel et de la part du système qui subit un changement. La méthode développée est particulièrement pertinente pour analyser la prise de décision des utilisateurs. Ces décisions, parce qu'elles apportent un changement, devraient être prises selon des informations issues d'une approche conséquentielle. Le chapitre 5 démontre notamment que ne pas considérer cet aspect peut conduire à des décisions sous-optimales.

L'utilisation des approches proposées dans les chapitres 4 et 5 pour répondre aux deux premiers objectifs spécifiques pose les bases pour l'analyse de l'effet rebond dans les systèmes complexes

sociotechniques. En effet, l'effet rebond découle des comportements des utilisateurs et implique des changements dans le système, ce qui présuppose une approche conséquentielle.

L'approche d'analyse de l'effet rebond du chapitre 6 permet d'atteindre le troisième objectif spécifique : *élargir l'approche générale développée lors des objectifs 1) et 2) pour la prise en compte de l'effet rebond (et notamment ses aspects temporels et sa relation aux comportements humains)*. Ce chapitre montre que les aspects temporels sont aussi à prendre en compte lors de l'estimation de l'effet rebond. En effet, le potentiel d'effet rebond peut être différent selon la période analysée, et ce pour deux raisons. La première est liée au fait que les comportements des utilisateurs évoluant dans le temps, les changements en ressources qui causent l'effet rebond le sont aussi. Deuxièmement, l'effet rebond dépend aussi de la partie de production du système. Les impacts environnementaux et le prix de la production du produit/service à une période de temps donnée vont ainsi avoir un effet sur l'ampleur de l'effet rebond.

Le chapitre 6 démontre aussi que la prise en compte de l'effet rebond dans la prise de décision permettait d'en atténuer les effets. Cette considération est importante pour maximiser les bénéfices potentiels de politiques visant à changer les comportements des utilisateurs d'une technologie.

Ce projet de recherche a permis de résoudre plusieurs défis de la modélisation de la phase d'utilisation en ACV. Il a aussi démontré l'intérêt d'utiliser la SMA en combinaison avec l'ACV. La SMA permet de répondre à plusieurs défis actuels de l'ACV comme la prise en compte des aspects temporels et de la complexité.

Ainsi, les réponses apportées aux trois objectifs spécifiques ont permis de :

- Améliorer la modélisation de la phase d'utilisation en ACV en intégrant des informations sur les comportements humains et leurs changements grâce à la SMA ;
- Inclure la dimension temporelle liée à la fois à la production d'un produit/service et à son utilisation à l'aide d'une approche de l'ACV adaptée aux systèmes sociotechniques ;
- Proposer une approche pour l'estimation de l'effet rebond qui prend en compte les deux aspects précédents, c'est-à-dire sa temporalité et sa relation aux changements de comportements des utilisateurs.

Les trois objectifs spécifiques énoncés au chapitre 3 ont donc été atteints ce qui a permis de répondre à l'objectif général de la thèse. Cependant, les développements méthodologiques proposés reposent sur un certain nombre d'hypothèses ce qui limite les résultats présentés.

8.2 Limites de la thèse

8.2.1 Limites méthodologiques

Une des limites de la thèse provient du choix de l'utilisation de la SMA. La simulation tout comme la modélisation présentent plusieurs limites. En premier lieu, les détails du processus liant modèle et résultats sont souvent opaques. Il est, par exemple, plus difficile de rendre compte de l'état de chaque variable du modèle à chaque instant de la simulation qu'avec un modèle mathématique, du fait généralement d'un très grand nombre de variables et de pas de temps. Ensuite à l'instar de la modélisation, la validation peut être problématique. Elle repose en effet souvent sur la corrélation des données de la simulation avec des données empirique ce qui n'implique pas forcément que la simulation ait réussi à établir les liens entre causes et effets : d'autres simulations pourraient parvenir aux mêmes effets avec des causes différentes (Grüne-Yanoff, 2009).

Ces limites doivent être mises en perspectives avec les limites propres à l'ACV. Cette dernière est aussi un modèle de la réalité et ne permet en cela que de calculer les impacts potentiels sur l'environnement d'un système et non les impacts réels. L'absence de certaines données (comme par exemple l'inclusion des services financiers nécessaire aux activités industrielles), leurs validités temporelles, spatiales et technologiques sont autant d'éléments qui augmentent l'incertitude de l'inventaire. L'étape d'évaluation des impacts s'accompagne également d'incertitudes puisqu'elle est tributaire des hypothèses inhérentes à la modélisation des chaînes de cause à effets liant l'émission ou l'extraction d'une substance et son effet sur l'environnement.

Une seconde limite de la thèse est en lien avec les aspects temporels. Bien que la méthodologie utilise l'approche conséquentielle pour déterminer le procédé affecté par un changement marginal de la consommation, la détermination des facteurs d'émissions marginaux se fait a priori des simulations. Bien que cela n'affecte pas les résultats, cette détermination aurait pu se faire pendant la simulation à partir de règles déterminées lors de la construction du modèle de SMA.

Cette opération créerait ainsi un lien supplémentaire entre la modélisation du réseau technique et du réseau social dans le modèle.

Une autre limite du projet doctoral est que les incertitudes liées aux procédés du système de production ne sont pas mesurées. Bien que l'utilisation de données temporellement désagrégées permette en partie de réduire l'incertitude liée à la corrélation temporelle des données utilisées, d'autres paramètres incertains tels que la complétude des données ou leurs corrélations géographiques n'ont pas été pris en compte. L'approche développée dans le cadre de cette thèse permet cependant de prendre en compte l'incertitude liée à l'utilisation du système de production.

La méthodologie développée peut être reprise pour étudier d'autres systèmes de consommation. Cependant, cela nécessiterait sans aucun doute un travail conséquent pour adapter le modèle développé pour l'étude de cas de ce projet doctoral, voir la création d'un nouveau modèle. La spécificité du modèle développée limite ainsi sa portée.

Une dernière limite concerne la méthodologie utilisée pour estimer l'effet rebond. L'impact des changements dans la consommation des ménages sur l'économie elle-même n'a pas été modélisé. Or ce type d'effet rebond peut également avoir des répercussions sur les impacts environnementaux du système étudié. De plus, seule une catégorie d'impact a été étudiée lors de l'analyse de l'effet rebond dans le chapitre 6. Il est possible cependant que l'effet rebond varie d'une catégorie d'impact à l'autre et ainsi, dépendamment des priorités des décideurs les recommandations pourraient être différentes (comme montré au chapitre 7).

8.2.2 Limites sur les résultats

La première limite sur les résultats consiste en l'application de la méthodologie développée dans cette thèse à l'étude de cas. La modélisation de cette dernière a en effet nécessité d'utiliser des données secondaires et d'effectuer des hypothèses. Par exemple, les données de consommation électrique ont été prises des statistiques canadiennes et ne sont pas spécifiques à la ville de Toronto. Par ailleurs, les phases du cycle de vie autre que la phase d'utilisation ont été exclues de l'analyse. Cependant, l'infrastructure TIC dans les domiciles intelligents crée des impacts environnementaux, par exemple dus à l'utilisation de serveurs informatiques.

Une autre limite est en lien avec les caractéristiques physiques des bâtiments (par exemple l'isolation thermique ou la luminosité naturelle). Pour pondérer la consommation d'énergie liée au chauffage et à la climatisation, les degrés-jours ont été utilisés. Cependant, cette simplification ne permet pas de prendre en compte les caractéristiques physiques des bâtiments (Micolier et al., 2019). En réalité, les différents ménages résident dans des bâtiments aux caractéristiques physiques différentes, ce qui va faire varier la consommation d'électricité liée au chauffage et à la climatisation. Ainsi il existe en réalité des différences plus prononcées de consommation d'électricité au sein des différents ménages que ce qui a été modélisé.

Dans le modèle développé, les ménages ont par ailleurs été différenciés par le nombre d'appareils électriques qu'ils possèdent et leurs attitudes relatives vis-à-vis de l'énergie ; d'autres aspects tels que des différences culturelles ou socio-économiques n'ont cependant pas été pris en compte. Toutefois, l'annexe D montre que ces éléments peuvent influencer sur les résultats. De plus, l'effet rebond dépend des caractéristiques socio-économiques des ménages. La demande marginale des ménages n'est, par exemple, pas la même selon leur niveau de revenu ce qui peut changer la valeur de l'effet rebond (Thiesen et al., 2008). Cependant, bien qu'il existe une incertitude sur les résultats, les scénarios extrêmes étudiés dans le chapitre 6 permettent de connaître les limites supérieure et inférieure de l'effet rebond.

Une autre limite est le degré de granularité temporelle du modèle de SMA. Celle-ci a été définie comme horaire, cependant un degré plus fin de régularité (par exemple un pas de temps de 5 minutes) aurait permis de mieux représenter les cycles d'utilisation des appareils électriques. Cela nécessiterait cependant d'avoir des données de production d'électricité de même granularité, ce qui n'est pas le cas actuellement. De plus, l'utilisation de ces appareils fait souvent partie de « schémas » comportementaux inscrits dans les habitudes des ménages, ce qui implique des corrélations entre l'utilisation des appareils électriques. À part pour la sècheuse et la laveuse, cette considération n'a pas été prise en compte dans le modèle.

Le nombre de domiciles représentés dans le modèle (100) est également faible (bien qu'en accord avec la littérature, par exemple 30 domiciles pour (Zhang et al., 2016a), et 90 pour (Zhang, Shah, & Papageorgiou, 2013)). Ce nombre permet des temps de simulation relativement courts, mais ne permet pas par exemple de modéliser une ville entière. La discussion dans l'annexe D a aussi montré que considérer le ménage comme une unité homogène dans le modèle pouvait être

critiquable. De plus, les aspects culturels liés à l'utilisation de l'énergie au sein même du ménage n'ont pas été pris en compte.

Enfin, le modèle de psychologie sociale utilisé dans la SMA ne permet pas de prendre en compte une éventuelle « rechute » des mauvaises habitudes des ménages. En effet, l'annexe D montre que l'un des points critiquables des techniques visant à changer les comportements comme les *nudges* était leur efficacité dans le temps. Un modèle prenant en compte cet aspect aurait ainsi pu être utilisé. De plus, les résultats obtenus avec le modèle de psychologie sociale choisie n'ont pas été comparés à ceux provenant d'un ou plusieurs autres modèles comportementaux. Les résultats d'une étude empirique au Danemark vont cependant dans le même sens que ceux obtenus dans notre thèse (notamment l'importance de l'implication des utilisateurs et des comportements liés au confort thermique), confortant le choix du modèle comportemental.

8.3 Recommandations

Comme le chapitre précédent le souligne, le projet de recherche conduit dans le cadre de cette thèse comprend des limitations. Cette partie propose ainsi des pistes de recherche futures pour répondre à ces limites.

Une solution pour renforcer la méthodologie serait de compléter la SMA avec des techniques d'apprentissage profond, par exemple pour déterminer les règles gouvernant les agents du modèle ou bien générer les données permettant la calibration et la validation du modèle. Par exemple, si l'on étudie des scénarios prospectifs avec la SMA, la calibration pourrait se faire non seulement avec des données historiques, mais aussi avec des données prédites avec des techniques d'apprentissage profond. L'annexe D mentionne que cette proposition a déjà été appliquée dans certains modèles de SMA. Ce n'est cependant pas encore le cas pour l'ACV-SMA. Cette proposition permettrait de garder les forces de la SMA (par exemple l'accès à des informations au niveau des agents, son aspect exploratoire), tout en renforçant ses capacités prédictives.

Une autre recommandation serait de renforcer les liens existants entre la modélisation du système fournissant le produit et service et ceux de ses utilisateurs. Dans la méthode proposée, le couplage est unilatéral, de l'ACV vers la SMA. Cependant, l'influence des utilisateurs modélisée par la

SMA sur le système modélisé avec l'ACV pourrait aussi être représentée de manière endogène au modèle.

L'étude d'autres types d'effets rebonds que l'effet rebond indirect pourrait également être inclus dans la méthodologie. En effet, les changements de comportements influent sur la consommation et donc sur l'économie toute entière (effet rebond structurel). De plus, ces changements pourraient apporter des modifications au système sociotechnique autre qu'économique. Par exemple en amenant une restructuration des institutions sociales (effet rebond transformationnel).

Le chapitre 7 a aussi montré que d'autres effets inattendus et indésirables liés aux changements dans les façons de consommer (par exemple au travers de la consommation collaborative) peuvent apparaître. Les mécanismes de ces effets indésirables pourraient être étudiés plus avant en vue d'émettre des recommandations pour réduire ces effets, par exemple en utilisant la méthodologie d'ACV-SMA développée dans le cadre de cette thèse.

De plus, d'autres catégories d'impacts que le changement climatique pourraient être étudiées lors de l'analyse de l'effet rebond avec EXIOBASE. Pour cela, les flux élémentaires de cette dernière nécessitent d'être complétés. Des progrès ont cependant récemment été réalisés dans ce sens en complétant EXIOBASE avec des flux élémentaires provenant de la table EEIO des États-Unis (Muller, (In press)). D'autre part, l'utilisation de sondage pour connaître comment les ménages utiliseraient des économies faites sur leurs factures d'électricité pourrait aussi améliorer l'estimation de l'effet rebond.

La méthodologie pourrait également être améliorée en tirant parti des capacités de la SMA à modéliser l'environnement des agents. Des informations géographiques pourraient par exemple être utilisées pour renforcer le réalisme de l'ACV-SMA. Cette recommandation est particulièrement importante dans le cas où la méthodologie serait reprise pour l'étude de système de consommation durable tel que la mobilité ou l'alimentation. Les informations géographiques pourraient par exemple être utilisées pour différencier les trajets de différents ménages, ou les différentes caractéristiques des sols produisant les produits alimentaires consommés. Combinés avec l'utilisation d'une méthode d'impact régionalisée comme impact World + (Bulle et al., 2019), ces informations géographiques permettraient également de calculer les impacts potentiels de manière régionalisée.

La discussion initiée dans l'annexe D ouvre également d'intéressantes avenues de recherche. Par exemple, comprendre les avantages et les limites de différents types de *nudges* pour le développement durable permettrait d'informer les décideurs sur l'architecture de choix la plus efficace en termes de coûts-bénéfices. Les aspects culturels liés à la consommation ou encore les paradigmes derrière chaque outil de modélisation sont aussi des pistes de recherches futures qui méritent d'être explorées.

Finalement, une dernière recommandation serait d'étendre la méthodologie aux autres phases du cycle de vie que la phase d'utilisation. Les comportements des utilisateurs peuvent en effet intervenir aussi dans la phase de fin de vie. De plus, des processus de décision liés aux autres phases du cycle vie pourraient être inclus, par exemple le choix d'une technologie de production plutôt qu'une autre par l'organisation produisant le produit ou le service.

CHAPITRE 9 CONCLUSION

Cette thèse a permis de répondre à certaines limites liées à la modélisation de la phase d'utilisation lors de l'analyse du cycle de vie des systèmes complexes en proposant des approches méthodologiques permettant de :

- Intégrer les comportements humains et leurs changements dans la phase d'utilisation. Une méthode tirant partie de la SMA a été proposée afin d'inclure les comportements des utilisateurs d'un produit/service. L'hétérogénéité des utilisateurs, l'« irrationalité » de certaines prises de décision ainsi que la temporalité des comportements ont notamment été pris en compte. La méthode développée peut être utilisée pour étudier les systèmes complexes de consommation où la phase d'utilisation contribue de manière importante aux impacts environnementaux. Enfin, le concept d'un champ de l'étude large utilisé dans le cadre de cette thèse peut également être repris dans d'autres travaux de consommation durable.
- Proposer une approche mixte exploitant à la fois des données issues d'une approche attributionnelle et des données issues d'une approche conséquentielle pour les ACV considérant des aspects temporels. Il a été démontré que l'application d'une approche strictement attributionnelle ou strictement conséquentielle pouvait créer des divergences dans les résultats et ainsi une méthode permettant de réconcilier ces deux approches a été proposée. Cette méthode nécessite entre autres de pouvoir déterminer la demande marginale du système étudié et met donc à contribution les apports d'une meilleure modélisation de la phase d'utilisation.
- Considérer les aspects temporels lors de l'analyse de l'effet rebond. La proposition d'utiliser la SMA pour l'étude des aspects temporels de l'effet rebond s'est montrée capable de fournir des informations supplémentaires permettant de mitiger cet effet néfaste. La méthodologie pourrait facilement être étendue pour inclure dans la SMA un processus de décision spécifique à l'effet rebond.

Pour aller plus loin, des informations géographiques pourraient être incluses dans l'ACV-SMA. Cela permettrait de connaître les impacts potentiels liés à l'utilisation d'un système à la fois dans le temps et dans l'espace. Ces considérations sont particulièrement pertinentes pour des impacts

locaux tels que l'acidification, ou la formation de smog photochimique. La plupart des outils de SMA intègrent des composantes permettant le couplage avec des systèmes d'information géographique. Cette possibilité de recherche future est donc à portée de main et pourrait être particulièrement pertinente pour des études sur la mobilité ou l'alimentation durable.

Une autre avenue de recherche pertinente serait de coupler des algorithmes d'apprentissage profond avec la SMA. Les premiers pourraient par exemple fournir les données nécessaires à la validation/calibration de la SMA qui, elle, aurait un rôle explicatif et exploratoire, et permettrait ainsi d'informer sur le fonctionnement du système et nourrir la théorie.

La méthode développée dans le cadre de cette thèse pourrait également être appliquée pour l'étude de stratégies d'économie circulaire telles que la consommation collaborative. En effet, celle-ci peut être dépendante du comportement des utilisateurs et sujette aux effets rebond. De plus, elle sous-entend une participation accrue des consommateurs et des interactions entre ceux-ci, des éléments que l'approche d'ACV-SMA développée ici permet d'intégrer.

Il a été démontré tout au long de ce manuscrit l'importance de tenir compte de la dimension humaine lors des études de consommation durable. L'objectif de développement durable 12 (et particulièrement la cible 12.8) implique par ailleurs les citoyens du monde dans la poursuite d'un développement qui soit plus respectueux de l'environnement. Il a aussi été démontré qu'il est possible d'inclure cette dimension en ACV et que cette inclusion apporte de nouvelles informations pour aider la prise de décision. La thèse démontre aussi l'intérêt de coupler la richesse des modèles de SMA avec la vision systémique de l'ACV afin d'appliquer cette dernière à des systèmes de plus en plus complexes.

Enfin, à l'heure où des concepts tels que l'économie circulaire, la décroissance ou la collapsologie ont le vent en poupe il est important de rappeler les succès du développement durable : l'augmentation de l'espérance de vie, la diminution de la pauvreté (Rosling, 2014; World Bank, 2016), ou encore les programmes de préservation et d'extension des aires forestières en Asie (Chen et al., 2019). Il ne fait pas de doute que l'humanité peut changer ses façons de produire, de se déplacer, d'habiter (c'est ce qu'elle a toujours fait)...

... peut-être qu'aujourd'hui ce dont elle a besoin c'est juste d'un petit coup de pouce !

RÉFÉRENCES

- Abrahamse, W., Steg, L., Vlek, C., & Rothengatter, T. (2005). A review of intervention studies aimed at household energy conservation. *Journal of Environmental Psychology*, 25(3), 273-291. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jenvp.2005.08.002>
- Adepetu, A., & Keshav, S. (2016). *Understanding solar PV and battery adoption in Ontario: an agent-based approach*. Paper presented at the Proceedings of the Seventh International Conference on Future Energy Systems, Waterloo, Ontario, Canada.
- Aguilar, C., White, D., & Ryan, D. L. (2005). Domestic water heating and water heater energy consumption in Canada. *Canadian Building Energy End-Use Data and Analysis Centre*.
- Agusdinata, D. B., Amouie, M., & Xu, T. (2015). Diffusion dynamics and concentration of toxic materials from quantum dots-based nanotechnologies: an agent-based modeling simulation framework. *Journal of Nanoparticle Research*, 17(1), 26. doi:10.1007/s11051-014-2844-x
- Ahmadi Achachlouei, M., Moberg, Å., & Hochschorner, E. (2015). Life Cycle Assessment of a Magazine, Part I: Tablet Edition in Emerging and Mature States. *Journal of Industrial Ecology*, 19(4), 575-589. doi:10.1111/jiec.12227
- Alcott, B. (2005). Jevons' paradox. *Ecological Economics*, 54(1), 9-21. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolecon.2005.03.020>
- Alfaro, J. F., Miller, S., Johnson, J. X., & Riolo, R. R. (2017). Improving rural electricity system planning: An agent-based model for stakeholder engagement and decision making. *Energy Policy*, 101, 317-331. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2016.10.020>
- Allcott, H. (2011). Social norms and energy conservation. *Journal of Public Economics*, 95(9), 1082-1095. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpubeco.2011.03.003>
- Andrews, C. J., Yi, D., Krogmann, U., Senick, J. A., & Wener, R. E. (2011). Designing Buildings for Real Occupants: An Agent-Based Approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 41(6), 1077-1091. doi:10.1109/TSMCA.2011.2116116
- Arbués, F., & Villanúa, I. (2016). Determinants of behavior toward selective collection of batteries in Spain. A bivariate probit model. *Resources, Conservation and Recycling*, 106, 1-8. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2015.11.004>
- Arno, A., & Thomas, S. (2016). The efficacy of nudge theory strategies in influencing adult dietary behaviour: a systematic review and meta-analysis. *BMC Public Health*, 16, 676. doi:10.1186/s12889-016-3272-x
- Arushanyan, Y., Ekener-Petersen, E., & Finnveden, G. (2014). Lessons learned – Review of LCAs for ICT products and services. *Computers in Industry*, 65(2), 211-234. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.compind.2013.10.003>
- Asensio, O. I., & Delmas, M. A. (2015). Nonprice incentives and energy conservation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 112(6), E510-E515. doi:10.1073/pnas.1401880112
- Axtell, R. L., Andrews, C. J., & Small, M. J. (2001). Agent-Based Modeling and Industrial Ecology. *Journal of Industrial Ecology*, 5(4), 10-13. doi:10.1162/10881980160084006
- Axtell, R. L., Epstein, J. M., Dean, J. S., Gumerman, G. J., Swedlund, A. C., Harburger, J., . . . Parker, M. (2002). Population growth and collapse in a multiagent model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(suppl 3), 7275-7279. doi:10.1073/pnas.092080799

- Ayres, I., Raseman, S., & Shih, A. (2013). Evidence from two large field experiments that peer comparison feedback can reduce residential energy usage. *The Journal of Law, Economics, and Organization*, 29(5), 992-1022.
- Barbati, M., Bruno, G., & Genovese, A. (2012). Applications of agent-based models for optimization problems: A literature review. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 6020-6028. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2011.12.015>
- Barth, M., Jugert, P., & Fritsche, I. (2016). Still underdetected – Social norms and collective efficacy predict the acceptance of electric vehicles in Germany. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 37, 64-77. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.trf.2015.11.011>
- Barton, A., & Grüne-Yanoff, T. (2015). From Libertarian Paternalism to Nudging—and Beyond. *Review of Philosophy and Psychology*, 6(3), 341-359. doi:10.1007/s13164-015-0268-x
- Batten, D. F. (2009). Fostering Industrial Symbiosis With Agent-Based Simulation and Participatory Modeling. *Journal of Industrial Ecology*, 13(2), 197-213. doi:doi:10.1111/j.1530-9290.2009.00115.x
- Baustert, P., & Benetto, E. (2017). Uncertainty analysis in agent-based modelling and consequential life cycle assessment coupled models: A critical review. *Journal of Cleaner Production*, 156, 378-394. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.193>
- Belk, R. (2014). You are what you can access: Sharing and collaborative consumption online. *Journal of Business Research*, 67(8), 1595-1600. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2013.10.001>
- Beloin-Saint-Pierre, D., Heijungs, R., & Blanc, I. (2014). The ESPA (Enhanced Structural Path Analysis) method: a solution to an implementation challenge for dynamic life cycle assessment studies. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 19(4), 861-871. doi:10.1007/s11367-014-0710-9
- Bichraoui-Draper, N., Xu, M., Miller, S. A., & Guillaume, B. (2015). Agent-based life cycle assessment for switchgrass-based bioenergy systems. *Resources, Conservation and Recycling*, 103, 171-178. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2015.08.003>
- Bieser, J. C. T., & Hilty, L. M. (2018). Assessing Indirect Environmental Effects of Information and Communication Technology (ICT): A Systematic Literature Review. *Sustainability*, 10(8), 2662. Retrieved from <https://www.mdpi.com/2071-1050/10/8/2662>
- Bjørn, A., Owsianiak, M., Molin, C., & Hauschild, M. Z. (2018). LCA History. In M. Z. Hauschild, R. K. Rosenbaum, & S. Olsen (Eds.), *Life cycle assessment* (pp. 17-30): Springer.
- Börjesson Rivera, M., Eriksson, E., & Wangel, J. (2015). *ICT practices in smart sustainable cities: In the intersection of technological solutions and practices of everyday life*. Paper presented at the EnviroInfo & ICT4S.
- Breiman, L. (2001). Statistical Modeling: The Two Cultures (with comments and a rejoinder by the author). *Statist. Sci.*, 16(3), 199-231. doi:10.1214/ss/1009213726
- Broman Toft, M., Schuitema, G., & Thøgersen, J. (2014). Responsible technology acceptance: Model development and application to consumer acceptance of Smart Grid technology. *Applied Energy*, 134, 392-400. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.08.048>
- Brown, H. S., & Vergragt, P. J. (2008). Bounded socio-technical experiments as agents of systemic change: The case of a zero-energy residential building. *Technological Forecasting and Social Change*, 75(1), 107-130. doi:<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2006.05.014>

- Bull, J. G., & Kozak, R. A. (2014). Comparative life cycle assessments: The case of paper and digital media. *Environmental Impact Assessment Review*, 45(0), 10-18.
doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.eiar.2013.10.001>
- Bulle, C., Margni, M., Patouillard, L., Boulay, A.-M., Bourgault, G., De Bruille, V., . . . Joliet, O. (2019). IMPACT World+: a globally regionalized life cycle impact assessment method. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 1-22. doi:10.1007/s11367-019-01583-0
- Buyle, M., Braet, J., & Audenaert, A. (2013). Life cycle assessment in the construction sector: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 26, 379-388.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.05.001>
- Byerly, H., Balmford, A., Ferraro, P. J., Hammond Wagner, C., Palchak, E., Polasky, S., . . . Fisher, B. (2018). Nudging pro-environmental behavior: evidence and opportunities. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 16(3), 159-168. doi:doi:10.1002/fee.1777
- Byrka, K., Jędrzejewski, A., Sznajd-Weron, K., & Weron, R. (2016). Difficulty is critical: The importance of social factors in modeling diffusion of green products and practices. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 62, 723-735.
doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2016.04.063>
- Caccamo, E., Walzberg, J., Reigeluth, T., & Merveille, N. (À paraître). *De la ville intelligente à la ville intelligible*. Québec: Presses de l'Université du Québec.
- Calude, C. S., & Longo, G. (2017). The Deluge of Spurious Correlations in Big Data. *Foundations of Science*, 22(3), 595-612. doi:10.1007/s10699-016-9489-4
- Cardellini, G., Mutel, C. L., Vial, E., & Muys, B. (2018). Temporalis, a generic method and tool for dynamic Life Cycle Assessment. *Science of The Total Environment*, 645, 585-595.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.044>
- Castellano, C., Muñoz, M. A., & Pastor-Satorras, R. (2009). Nonlinear $\$q\$$ -voter model. *Physical Review E*, 80(4), 041129. Retrieved from
<http://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.80.041129>
- Ceniceros, B., & Bos, W. (2009). *Insights and Questions: Customer Response to the Home Electricity Reports, Results from SMUD's program*. Retrieved from
<https://www.smud.org/en>
- Chen, C., Park, T., Wang, X., Piao, S., Xu, B., Chaturvedi, R. K., . . . Myneni, R. B. (2019). China and India lead in greening of the world through land-use management. *Nature Sustainability*, 2(2), 122-129. doi:10.1038/s41893-019-0220-7
- Chen, K., Bendle, N., & Soman, D. (2017). *Policy by Design*. Retrieved from
<https://www.ryerson.ca/content/dam/cpipe/documents/What/PolicyByDesign-BEAR.pdf>
- Cheung, C. W., Berger, M., & Finkbeiner, M. (2018). Comparative life cycle assessment of re-use and replacement for video projectors. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 23(1), 82-94. doi:10.1007/s11367-017-1301-3
- CIRAIG. (2015). *Circular economy: a critical literature review of concepts* (ISBN 978-2-9815420-0-7). Retrieved from <http://www.ciraig.org>
- Collinge, W. O., Rickenbacker, H. J., Landis, A. E., Thiel, C. L., & Bilec, M. M. (2018). Dynamic Life Cycle Assessments of a Conventional Green Building and a Net Zero Energy Building: Exploration of Static, Dynamic, Attributional, and Consequential Electricity Grid Models. *Environmental Science & Technology*, 52(19), 11429-11438. doi:10.1021/acs.est.7b06535

- Crawford, R. H., Bontinck, P.-A., Stephan, A., Wiedmann, T., & Yu, M. (2018). Hybrid life cycle inventory methods – A review. *Journal of Cleaner Production*, 172, 1273-1288. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.10.176>
- Cucurachi, S., Schiess, S., Froemelt, A., & Hellweg, S. (2019). Noise footprint from personal land-based mobility. *Journal of Industrial Ecology*, 0(0). doi:10.1111/jiec.12837
- Daae, J., & Boks, C. (2015). Opportunities and challenges for addressing variations in the use phase with LCA and Design for Sustainable Behaviour. *International Journal of Sustainable Engineering*, 8(3), 148-162. doi:10.1080/19397038.2015.1010630
- Dandres, T., Farrahi Moghaddam, R., Nguyen, K. K., Lemieux, Y., Samson, R., & Cheriet, M. (2017a). Consideration of marginal electricity in real-time minimization of distributed data centre emissions. *Journal of Cleaner Production*, 143, 116-124. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.12.143>
- Dandres, T., Moghaddam, R. F., Nguyen, K., Lemieux, Y., Cheriet, M., & Samson, R. (2016). Applications and challenges of life cycle assessment in the context of a green sustainable Telco cloud. In *Smart City 360°* (pp. 227-238): Springer.
- Dandres, T., Riekstin, A. C., & Cheriet, M. (2019). *Considering the temporal variability of power generation in the assessment of ICT emissions*. Paper presented at the 2019 IEEE Sustainability through ICT Summit (StICT), Montréal.
- Dandres, T., Vandromme, N., Obrekht, G., Wong, A., Nguyen, K. K., Lemieux, Y., . . . Samson, R. (2017b). Consequences of Future Data Center Deployment in Canada on Electricity Generation and Environmental Impacts: A 2015–2030 Prospective Study. *Journal of Industrial Ecology*, 21(5), 1312-1322. doi:doi:10.1111/jiec.12515
- Dang, S., Amin, O., Shihada, B., & Alouini, M.-S. (2019). From a Human-Centric Perspective: What Might 6G Be? *arXiv preprint arXiv:1906.00741*.
- Darby, S. (2006). The effectiveness of feedback on energy consumption. *A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and direct Displays*, 486, 2006.
- Davis, C., Nikolić, I., & Dijkema, G. P. J. (2009). Integration of Life Cycle Assessment Into Agent-Based Modeling. *Journal of Industrial Ecology*, 13(2), 306-325. doi:10.1111/j.1530-9290.2009.00122.x
- de Haes, H. A. U., Heijungs, R., Suh, S., & Huppes, G. (2004). Three Strategies to Overcome the Limitations of Life-Cycle Assessment. *Journal of Industrial Ecology*, 8(3), 19-32. doi:10.1162/1088198042442351
- Delmas, M. A., Fischlein, M., & Asensio, O. I. (2013). Information strategies and energy conservation behavior: A meta-analysis of experimental studies from 1975 to 2012. *Energy Policy*, 61, 729-739. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2013.05.109>
- Deng, X., Lu, Z., Yang, X., Zhao, Q., Gao, D., & Bai, B. (2018). Formation Mechanism and Coping Strategy of Public Emergency for Urban Sustainability: A Perspective of Risk Propagation in the Sociotechnical System. *Sustainability*, 10(2), 386. doi:<https://doi.org/10.3390/su10020386>
- Di Donato, M., Lomas, P. L., & Carpintero, Ó. (2015). Metabolism and Environmental Impacts of Household Consumption: A Review on the Assessment, Methodology, and Drivers. *Journal of Industrial Ecology*, 19(5), 904-916. doi:10.1111/jiec.12356
- di Sorrentino, E. P., Woelbert, E., & Sala, S. (2016). Consumers and their behavior: state of the art in behavioral science supporting use phase modeling in LCA and ecodesign. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 21(2), 237-251. doi:<https://doi.org/10.1007/s11367-015-1016-2>

- Dosi, G., Roventini, A., & Russo, E. (2019). Endogenous growth and global divergence in a multi-country agent-based model. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 101, 101-129. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jedc.2019.02.005>
- Druckman, A., Chitnis, M., Sorrell, S., & Jackson, T. (2011). Missing carbon reductions? Exploring rebound and backfire effects in UK households. *Energy Policy*, 39(6), 3572-3581. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2011.03.058>
- Earles, J. M., & Halog, A. (2011). Consequential life cycle assessment: a review. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 16(5), 445-453. doi:10.1007/s11367-011-0275-9
- Ehrhardt-Martinez, K., Donnelly, K. A., & Laitner, S. (2010). *Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities*. Retrieved from <https://aceee.org/>
- Eisenberg, D. A., Park, J., & Seager, T. P. (2017). Sociotechnical Network Analysis for Power Grid Resilience in South Korea. *Complexity*, 2017, 14. doi:10.1155/2017/3597010
- Elzein, H., Dandres, T., Levasseur, A., & Samson, R. (2019). How can an optimized life cycle assessment method help evaluate the use phase of energy storage systems? *Journal of Cleaner Production*, 209, 1624-1636. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.11.076>
- Epstein, J. M. (1999). Agent - based computational models and generative social science. *Complexity*, 4(5), 41-60.
- Ertz, M., Durif, F., & Arcand, M. (2016). Collaborative consumption: Conceptual snapshot at a buzzword. *Journal of Entrepreneurship Education*, 19 (2), pp. 1-23. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2799884>
- European Commission. (2003). *Integrated Product Policy. Building on Environmental Life Cycle Thinking*. ((COM(2003) 302)).
- Fallde, M., & Eklund, M. (2015). Towards a sustainable socio-technical system of biogas for transport: the case of the city of Linköping in Sweden. *Journal of Cleaner Production*, 98, 17-28. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.05.089>
- Fauzi, R. T., Lavoie, P., Sorelli, L., Heidari, M. D., & Amor, B. (2019). Exploring the Current Challenges and Opportunities of Life Cycle Sustainability Assessment. *Sustainability*, 11(3), 636. doi:<https://doi.org/10.3390/su11030636>
- Filleti, R. A. P., Silva, D. A. L., Silva, E. J. d., & Ometto, A. R. (2017). Productive and environmental performance indicators analysis by a combined LCA hybrid model and real-time manufacturing process monitoring: A grinding unit process application. *Journal of Cleaner Production*, 161, 510-523. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.05.158>
- Font Vivanco, D., Freire-González, J., Kemp, R., & van der Voet, E. (2014). The Remarkable Environmental Rebound Effect of Electric Cars: A Microeconomic Approach. *Environmental Science & Technology*, 48(20), 12063-12072. doi:10.1021/es5038063
- Font Vivanco, D., McDowall, W., Freire-González, J., Kemp, R., & van der Voet, E. (2016a). The foundations of the environmental rebound effect and its contribution towards a general framework. *Ecological Economics*, 125, 60-69. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolecon.2016.02.006>
- Font Vivanco, D., Tukker, A., & Kemp, R. (2016b). Do Methodological Choices in Environmental Modeling Bias Rebound Effects? A Case Study on Electric Cars. *Environmental Science & Technology*, 50(20), 11366-11376. doi:10.1021/acs.est.6b01871
- Fouquet, M., Levasseur, A., Margni, M., Lebert, A., Lasvaux, S., Souyri, B., . . . Woloszyn, M. (2015). Methodological challenges and developments in LCA of low energy buildings:

- Application to biogenic carbon and global warming assessment. *Building and Environment*, 90(0), 51-59. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.03.022>
- Frederiks, E. R., Stenner, K., & Hobman, E. V. (2015). Household energy use: Applying behavioural economics to understand consumer decision-making and behaviour. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41, 1385-1394. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.09.026>
- Freire-González, J. (2019). Does Water Efficiency Reduce Water Consumption? The Economy-Wide Water Rebound Effect. *Water Resources Management*, 33(6), 2191-2202. doi:10.1007/s11269-019-02249-0
- Freire-González, J., Font Vivanco, D., & Puig-Ventosa, I. (2017). Economic structure and energy savings from energy efficiency in households. *Ecological Economics*, 131, 12-20. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2016.08.023>
- Fullstone, G., Wood, J., Holcombe, M., & Battaglia, G. (2015). Modelling the Transport of Nanoparticles under Blood Flow using an Agent-based Approach. *Scientific Reports*, 5, 10649. doi:10.1038/srep10649
<https://www.nature.com/articles/srep10649#supplementary-information>
- Gainforth, H. L., West, R., & Michie, S. (2015). Assessing Connections Between Behavior Change Theories Using Network Analysis. *Annals of Behavioral Medicine*, 49(5), 754-761. doi:10.1007/s12160-015-9710-7
- Galle, B. (2013). Tax, command or nudge: Evaluating the new regulation. *Tex. L. Rev.*, 92, 837.
- Gani, Z., & Toleman, M. (2006). Success factors and barriers to telework adoption in e-business in Australia and Singapore: the influence of culture and organizational culture. *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, 1(3), 81-92.
- Garnett, T. (2014). Three perspectives on sustainable food security: efficiency, demand restraint, food system transformation. What role for life cycle assessment? *Journal of Cleaner Production*, 73, 10-18. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.07.045>
- Geels, F. W. (2012). A socio-technical analysis of low-carbon transitions: introducing the multi-level perspective into transport studies. *Journal of Transport Geography*, 24, 471-482. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2012.01.021>
- Gillingham, K., Kotchen, M. J., Rapson, D. S., & Wagner, G. (2013). The rebound effect is overplayed. *Nature*, 493, 475. doi:10.1038/493475a
- Girod, B. (2016). Product-oriented climate policy: learning from the past to shape the future. *Journal of Cleaner Production*, 128, 209-220. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.07.010>
- Girod, B., de Haan, P., & Scholz, R. (2011). Consumption-as-usual instead of ceteris paribus assumption for demand. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 16(1), 3-11. doi:10.1007/s11367-010-0240-z
- Girod, B., van Vuuren, D. P., & de Vries, B. (2013). Influence of travel behavior on global CO2 emissions. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 50, 183-197. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2013.01.046>
- Global e-Sustainability Initiative. (2012). GeSI SMARTer 2020: the role of ICT in driving a sustainable future. *Global e-Sustainability Initiative, Brussels, Belgium*.
- Goedkoop, M. J. (1999). *Product service systems, ecological and economic basics*: Ministry of Housing, Spatial Planning and the Environment, Communications Directorate.
- Google. (2019). Lake Shore Drive. Retrieved from <https://www.google.com/maps/@41.9004135,-87.6193727,145m/data=!3m1!1e3>

- Government of Canada. (2016). Historical Climate Data. Retrieved from <http://climate.weather.gc.ca/>
- Gram-Hanssen, K. (2013). Efficient technologies or user behaviour, which is the more important when reducing households' energy consumption? *Energy Efficiency*, 6(3), 447-457. doi:10.1007/s12053-012-9184-4
- Grimm, V., Revilla, E., Berger, U., Jeltsch, F., Mooij, W. M., Railsback, S. F., . . . DeAngelis, D. L. (2005). Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems: Lessons from Ecology. *Science*, 310(5750), 987-991. doi:10.1126/science.1116681
- Grüne-Yanoff, T. (2009). The explanatory potential of artificial societies. *Synthese*, 169(3), 539-555. doi:10.1007/s11229-008-9429-0
- Grüne-Yanoff, T. (2017). Reflections on the 2017 Nobel Memorial Prize Awarded to Richard Thaler. *Erasmus Journal for Philosophy and Economics*, 10(2), 61-75.
- Grüne-Yanoff, T., & Weirich, P. (2010). The Philosophy and Epistemology of Simulation: A Review. *Simulation & Gaming*, 41(1), 20-50. doi:doi:10.1177/1046878109353470
- Guinée, J. B., Heijungs, R., Huppes, G., Zamagni, A., Masoni, P., Buonamici, R., . . . Rydberg, T. (2011). Life Cycle Assessment: Past, Present, and Future. *Environmental Science & Technology*, 45(1), 90-96. doi:10.1021/es101316v
- Gungor, V. C., Sahin, D., Kocak, T., Ergut, S., Buccella, C., Cecati, C., & Hancke, G. P. (2012). Smart Grid and Smart Homes: Key Players and Pilot Projects. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 6(4), 18-34. doi:10.1109/MIE.2012.2207489
- Gurobi Optimization Inc. (2016). *Gurobi Optimizer Reference Manual*. Retrieved from <http://www.gurobi.com>
- Håkansson, C., & Finnveden, G. (2015). *Indirect Rebound and Reverse Rebound Effects in the ICT-sector and Emissions of CO₂*. Paper presented at the EnviroInfo and ICT for Sustainability 2015.
- Hallsworth, M., List, J. A., Metcalfe, R. D., & Vlaev, I. (2017). The behavioralist as tax collector: Using natural field experiments to enhance tax compliance. *Journal of Public Economics*, 148, 14-31. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2017.02.003>
- Hart, W. E., Laird, C., Watson, J.-P., & Woodruff, D. L. (2012). *Pyomo - Optimization Modeling in Python*: Springer Publishing Company, Incorporated.
- Hauschild, M. Z., Rosenbaum, R. K., & Olsen, S. (2018). Life cycle assessment. *Springer*.
- Hawkins, T. R., Gausen, O. M., & Strømman, A. H. (2012). Environmental impacts of hybrid and electric vehicles—a review. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 17(8), 997-1014. doi:10.1007/s11367-012-0440-9
- Heijungs, R., & Suh, S. (2002). *The computational structure of life cycle assessment*. Dordrecht: The Netherlands: : Kluwer Academic Publisher.
- Hellweg, S., & i Canals, L. M. (2014). Emerging approaches, challenges and opportunities in life cycle assessment. *Science*, 344(6188), 1109-1113. doi:10.1126/science.1248361
- Hertwich, E. G. (2005a). Consumption and Industrial Ecology. *Journal of Industrial Ecology*, 9(1-2), 1-6. doi:10.1162/1088198054084536
- Hertwich, E. G. (2005b). Life cycle approaches to sustainable consumption: a critical review. *Environmental Science & Technology*, 39(13), 4673-4684.
- Hertwich, E. G., & Roux, C. (2011). Greenhouse Gas Emissions from the Consumption of Electric and Electronic Equipment by Norwegian Households. *Environmental Science & Technology*, 45(19), 8190-8196. doi:10.1021/es201459c

- Hicks, A., & Theis, T. (2014). An agent based approach to the potential for rebound resulting from evolution of residential lighting technologies. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 19(2), 370-376. doi:10.1007/s11367-013-0643-8
- Hicks, A. L., Theis, T. L., & Zellner, M. L. (2015). Emergent Effects of Residential Lighting Choices: Prospects for Energy Savings. *Journal of Industrial Ecology*, 19(2), 285-295. doi:10.1111/jiec.12281
- Hofstetter, P., Madjar, M., & Ozawa, T. (2006). Happiness and sustainable consumption: psychological and physical rebound effects at work in a tool for sustainable design. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 11(1), 105-115.
- Hole, J. K. (2016). *Anti-fragile ICT systems*: Springer-Verlag GmbH.
- Hollands, R. G. (2008). Will the real smart city please stand up? *City*, 12(3), 303-320. doi:10.1080/13604810802479126
- Horn, K., & Merante, M. (2017). Is home sharing driving up rents? Evidence from Airbnb in Boston. *Journal of Housing Economics*, 38, 14-24. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jhe.2017.08.002>
- Huysman, S., Schaubroeck, T., Goralczyk, M., Schmidt, J., & Dewulf, J. (2016). Quantifying the environmental impacts of a European citizen through a macro-economic approach, a focus on climate change and resource consumption. *Journal of Cleaner Production*, 124, 217-225. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.02.098>
- Hydro One Networks. Hydro One Networks Inc. Time-of-use pricing pilot project results. Toronto, Ontario, May, 2008. Retrieved from http://www.ontarioenergyboard.ca/documents/cases/EB-2004-0205/smartpricepilot/TOU_Pilot_Report_HydroOne_20080513.pdf
- Independent Electricity System operator. (2015). Retrieved from <http://www.ieso.ca/>
- Independent Electricity System operator (IESO). (2015). Ontario Demand. Retrieved from <http://www.ieso.ca>
- Independent Electricity System Operator (IESO). (2018). microFIT Program Documents. Retrieved from <http://www.ieso.ca/get-involved/microfit/program-documents>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2014). *Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Retrieved from <https://www.ipcc.ch/>
- International standard organization. (2006a). ISO 14040:2006(F). In: ISO.
- International standard organization. (2006b). ISO 14044:2006(F). In: ISO.
- Itten, R., Frischknecht, R., Stucki, M., Scherrer, P., & Psi, I. (2012). *Life cycle inventories of electricity mixes and grid*. Retrieved from <http://esu-services.ch/>
- Jedelhauser, M., & Binder, C. R. (2018). The spatial impact of socio-technical transitions – The case of phosphorus recycling as a pilot of the circular economy. *Journal of Cleaner Production*, 197, 856-869. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.06.241>
- Jolliet, O., Margni, M., Charles, R., Humbert, S., Payet, J., Rebitzer, G., & Rosenbaum, R. (2003). IMPACT 2002+: A new life cycle impact assessment methodology. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 8(6), 324-330. doi:10.1007/bf02978505
- Jolliet, O., Saadé, M., & Crettaz, P. (2010). *Analyse du cycle de vie : comprendre et réaliser un écobilan*. Suisse.
- Jones, N., McGinlay, J., & Dimitrakopoulos, P. G. (2017). Improving social impact assessment of protected areas: A review of the literature and directions for future research. *Environmental Impact Assessment Review*, 64, 1-7. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eiar.2016.12.007>

- Joyce, P. J., Finnveden, G., Håkansson, C., & Wood, R. (2019). A multi-impact analysis of changing ICT consumption patterns for Sweden and the EU: Indirect rebound effects and evidence of decoupling. *Journal of Cleaner Production*, 211, 1154-1161. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.11.207>
- Kaiser, F. G., Byrka, K., & Hartig, T. (2010). Reviving Campbell's Paradigm for Attitude Research. *Personality and Social Psychology Review*, 14(4), 351-367. doi:10.1177/1088868310366452
- Kakran, S., & Chanana, S. (2018). Smart operations of smart grids integrated with distributed generation: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81, 524-535. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.07.045>
- Karami, S., Karami, E., Buys, L., & Drogemuller, R. (2017). System dynamic simulation: A new method in social impact assessment (SIA). *Environmental Impact Assessment Review*, 62, 25-34. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eiar.2016.07.009>
- Khansari, N., Waladt, J. B., Silverman, B. G., Braham, W. W., Shen, K., & Lee, J. M. (2017). *Simulating Population Behavior: Transportation Mode, Green Technology, and Climate Change*. Paper presented at the International Conference on Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction and Behavior Representation in Modeling and Simulation, Cham.
- Khazri, S., Nguyen, K., Arnouk, C., & Cheriet, M. (2015). Star ÉTS: A Sustainable Cloud-Based Smart ÉTS Residence. Retrieved from <http://substance-en.etsmtl.ca/star-ets-sustainable-cloud-based-smart-ets-residence/>
- Kitou, E., & Horvath, A. (2006). Transportation Choices and Air Pollution Effects of Telework. *Journal of Infrastructure Systems*, 12(2), 121-134. doi:10.1061/(ASCE)1076-0342(2006)12:2(121)
- Konefal, J. (2015). Governing Sustainability Transitions: Multi-Stakeholder Initiatives and Regime Change in United States Agriculture. *Sustainability*, 7(1), 612. doi:<https://doi.org/10.3390/su7010612>
- Kono, J., Ostermeyer, Y., & Wallbaum, H. (2017). The trends of hourly carbon emission factors in Germany and investigation on relevant consumption patterns for its application. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 22(10), 1493-1501. doi:10.1007/s11367-017-1277-z
- Kowalska-Pyzalska, A. (2018). What makes consumers adopt to innovative energy services in the energy market? A review of incentives and barriers. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 3570-3581. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.10.103>
- Langevin, J., Gurian, P. L., & Wen, J. (2015). Tracking the human-building interaction: A longitudinal field study of occupant behavior in air-conditioned offices. *Journal of Environmental Psychology*, 42, 94-115. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jenvp.2015.01.007>
- Le Page, C., Becu, N., Bommel, P., & Bousquet, F. (2012). Participatory agent-based simulation for renewable resource management: the role of the cormas simulation platform to nurture a community of practice. *Journal of artificial societies and social simulation*, 15(1).
- Lesage, P., Kijko, G., Vallée-Schmitter, C., & Maxime, D. (2012). Open IO-Canada online tool. Retrieved from http://www.ciraig.org/en/open_io_canada/index.html
- Levasseur, A., Lesage, P., Margni, M., Deschênes, L., & Samson, R. (2010). Considering Time in LCA: Dynamic LCA and Its Application to Global Warming Impact Assessments. *Environmental Science & Technology*, 44(8), 3169-3174. doi:10.1021/es9030003
- Lim, C., Mostafa, N., & Park, J. (2017). Digital Omotenashi: Toward a Smart Tourism Design Systems. *Sustainability*, 9(12), 2175. doi:<https://doi.org/10.3390/su9122175>

- Liu, J., Mooney, H., Hull, V., Davis, S. J., Gaskell, J., Hertel, T., . . . Li, S. (2015). Systems integration for global sustainability. *Science*, 347(6225). doi:10.1126/science.1258832
- Macal, C. M., & North, M. J. (2005, 4-4 Dec. 2005). *Tutorial on agent-based modeling and simulation*. Paper presented at the Proceedings of the Winter Simulation Conference, 2005.
- Mahajan, V., Muller, E., & Bass, F. M. (1995). Diffusion of new products: Empirical generalizations and managerial uses. *Marketing Science*, 14(3_supplement), G79-G88.
- Maier, M., Mueller, M., & Yan, X. (2017). Introducing a localised spatio-temporal LCI method with wheat production as exploratory case study. *Journal of Cleaner Production*, 140, 492-501. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.07.160>
- Makov, T., & Font Vivanco, D. (2018). Does the Circular Economy Grow the Pie? The Case of Rebound Effects From Smartphone Reuse. *Frontiers in Energy Research*, 6(39). doi:10.3389/fenrg.2018.00039
- Marvuglia, A., Benetto, E., Rege, S., & Jury, C. (2013). Modelling approaches for consequential life-cycle assessment (C-LCA) of bioenergy: Critical review and proposed framework for biogas production. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 25(0), 768-781. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2013.04.031>
- Marvuglia, A., Rege, S., Navarrete Gutiérrez, T., Vanni, L., Stilmant, D., & Benetto, E. (2017). A return on experience from the application of agent-based simulations coupled with life cycle assessment to model agricultural processes. *Journal of Cleaner Production*, 142, 1539-1551. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.11.150>
- Matsuno, Y., Takahashi, K. I., & Tsuda, M. (2007, 7-10 May 2007). *Eco-Efficiency for Information and Communications Technology (ICT): The State of Knowledge in Japan*. Paper presented at the Electronics & the Environment, Proceedings of the 2007 IEEE International Symposium on Electronics and the Environment, Orlando, FL.
- Maurice, E., Dandres, T., Farrahi Moghaddam, R., Nguyen, K., Lemieux, Y., Cherriet, M., & Samson, R. (2014). *Modelling of Electricity Mix in Temporal Differentiated Life-Cycle-Assessment to Minimize Carbon Footprint of a Cloud Computing Service*. Paper presented at the ICT for Sustainability 2014 (ICT4S-14).
- McCabe, A., & Halog, A. (2018). Exploring the potential of participatory systems thinking techniques in progressing SLCA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 23(3), 739-750. doi:10.1007/s11367-016-1143-4
- Merveille, N. (2014a). Apprécier les impacts sociaux des activités minières au Pérou: une étude de cas à l'échelle de la région Ancash. *Cahiers des Amériques latines*(76), 53-69.
- Merveille, N. (2014b). Repenser la notion d'impact des activités d'extraction. *in la revue information et commentaires*, 168, 57-64. Retrieved from <http://informations-et-commentaires.nursit.com/spip.php?article437>
- Micolier, A., Taillandier, F., Taillandier, P., & Bos, F. (2019). Li-BIM, an agent-based approach to simulate occupant-building interaction from the Building-Information Modelling. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 82, 44-59. doi:<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.03.008>
- Miller, S. A., Moysey, S., Sharp, B., & Alfaro, J. (2013). A Stochastic Approach to Model Dynamic Systems in Life Cycle Assessment. *Journal of Industrial Ecology*, 17(3), 352-362. doi:10.1111/j.1530-9290.2012.00531.x
- Milovanoff, A., Dandres, T., Gaudreault, C., Cheriet, M., & Samson, R. (2018). Real-time environmental assessment of electricity use: a tool for sustainable demand-side

- management programs. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 23(10), 1981-1994. doi:10.1007/s11367-017-1428-2
- Mitchell, M. (2009). *Complexity: A guided tour*: Oxford University Press.
- Mittal, S., Dai, H., Fujimori, S., Hanaoka, T., & Zhang, R. (2017). Key factors influencing the global passenger transport dynamics using the AIM/transport model. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 55, 373-388.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.10.006>
- Montgomery, D. C. (2009). *Design and analysis of experiments*: John Wiley & Sons.
- Moon, Y. B. (2017). Simulation modelling for sustainability: a review of the literature. *International Journal of Sustainable Engineering*, 10(1), 2-19.
doi:10.1080/19397038.2016.1220990
- Muller, E. ((In press)). *Estimation et compl  tion des flux   l  mentaires manquants du tableau entr  es-sorties multir  gional Exiobase*.   cole Polytechnique de Montr  al,
- Nandi, S., Thota, S., Nag, A., Divyasukhananda, S., Goswami, P., Aravindakshan, A., . . . Mukherjee, B. (2016). Computing for rural empowerment: enabled by last-mile telecommunications. *IEEE Communications Magazine*, 54(6), 102-109.
doi:10.1109/MCOM.2016.7498095
- National Renewable Energy Laboratory (NREL). (2018). PVWatts Calculator. Retrieved from <http://pvwatts.nrel.gov/pvwatts.php>
- Natural Resources Canada. (2016). Comprehensive Energy Use Database. Retrieved from <http://oee.nrcan.gc.ca>
- Onat, N. C., Noori, M., Kucukvar, M., Zhao, Y., Tatari, O., & Chester, M. (2017). Exploring the suitability of electric vehicles in the United States. *Energy*, 121, 631-642.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.01.035>
- Ontario Energy Board. (2015). Regulated Plan Price reports. Retrieved from <https://www.oeb.ca/>
- Ontario Energy Board. (2016). *Defining Ontario's Typical Electricity Customer* (EB-2016-0153). Retrieved from <https://www.oeb.ca/>
- Ontario Energy Board. (2019). Retrieved from <https://www.oeb.ca/>
- Organisation des Nations Unies. (2015). Objectifs de d  veloppement durable. Retrieved from <https://sustainabledevelopment.un.org/>
- Ortiz-Rodr  guez, O., Castells, F., & Sonnemann, G. (2010). Life cycle assessment of two dwellings: One in Spain, a developed country, and one in Colombia, a country under development. *Science of The Total Environment*, 408(12), 2435-2443.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2010.02.021>
- Paatero, J. V., & Lund, P. D. (2006). A model for generating household electricity load profiles. *International Journal of Energy Research*, 30(5), 273-290. doi:10.1002/er.1136
- Paetz, A.-G., D  tschke, E., & Fichtner, W. (2012). Smart Homes as a Means to Sustainable Energy Consumption: A Study of Consumer Perceptions. *Journal of Consumer Policy*, 35(1), 23-41. doi:10.1007/s10603-011-9177-2
- Parguel, B., Lunardo, R., & Benoit-Moreau, F. (2017). Sustainability of the sharing economy in question: When second-hand peer-to-peer platforms stimulate indulgent consumption. *Technological Forecasting and Social Change*, 125, 48-57.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.03.029>
- Pehnt, M. (2006). Dynamic life cycle assessment (LCA) of renewable energy technologies. *Renewable Energy*, 31(1), 55-71. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2005.03.002>
- Pohl, J., Hilty, L. M., & Finkbeiner, M. (2019). How LCA contributes to the environmental assessment of higher order effects of ICT application: A review of different approaches.

- Journal of Cleaner Production*, 219, 698-712.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.02.018>
- Ponta, L., Raberto, M., Teglio, A., & Cincotti, S. (2018). An Agent-based Stock-flow Consistent Model of the Sustainable Transition in the Energy Sector. *Ecological Economics*, 145, 274-300. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2017.08.022>
- Pothen, F. (2010). Industrial Ecology in Policy Making: What is Achievable and what is not? *ZEW-Centre for European Economic Research Discussion Paper*(10-067).
- Querini, F., & Benetto, E. (2014). Agent-based modelling for assessing hybrid and electric cars deployment policies in Luxembourg and Lorraine. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 70, 149-161. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2014.10.017>
- Querini, F., & Benetto, E. (2015). Combining Agent-Based Modeling and Life Cycle Assessment for the Evaluation of Mobility Policies. *Environmental Science & Technology*, 49(3), 1744-1751. doi:10.1021/es5060868
- Raihanian Mashhadi, A., & Behdad, S. (2018). Environmental Impact Assessment of the Heterogeneity in Consumers' Usage Behavior: An Agent-Based Modeling Approach. *Journal of Industrial Ecology*, 22(4), 706-719. doi:10.1111/jiec.12622
- Ranchordás, S. (2019). Nudging citizens through technology in smart cities. *International Review of Law, Computers & Technology*, 1-23. doi:10.1080/13600869.2019.1590928
- Rand, W. (2019). Theory-Interpretable, Data-Driven Agent-Based Modeling. In *Social - Behavioral Modeling for Complex Systems* (pp. 337-357).
- Reap, J., Roman, F., Duncan, S., & Bras, B. (2008). A survey of unresolved problems in life cycle assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 13(5), 374-388. doi:10.1007/s11367-008-0009-9
- Reichart, I. (2002). The Environmental Impact of Getting the News. *Journal of Industrial Ecology*, 6(3-4), 185-200. doi:10.1162/108819802766269593
- Ribeiro, F., Ferreira, P., & Araújo, M. (2011). The inclusion of social aspects in power planning. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(9), 4361-4369. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.07.114>
- Riekstin, A. C., Ben Amor, M., Williams, D., Alharbi, H., Lin, J., Morimoto, M., . . . Dandres, T. ((in press)). IEEE 1922.2 standard: Standard for a method to calculate near real-time emissions of information and communication technology infrastructure. In. IEEE.
- Riekstin, A. C., Langevin, A., Dandres, T., Gagnon, G., & Cheriet, M. (2018). Time Series-Based GHG Emissions Prediction for Smart Homes. *IEEE Transactions on Sustainable Computing*, 1-1. doi:10.1109/TSUSC.2018.2886164
- Ringler, P., Keles, D., & Fichtner, W. (2016). Agent-based modelling and simulation of smart electricity grids and markets – A literature review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 57, 205-215. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.169>
- Ripple, W. J., Wolf, C., Newsome, T. M., Galetti, M., Alamgir, M., Crist, E., . . . Laurance, W. F. (2017). World Scientists' Warning to Humanity: A Second Notice. *BioScience*, bix125-bix125. doi:10.1093/biosci/bix125
- Røpke, I., & Christensen, T. H. (2012). Energy impacts of ICT – Insights from an everyday life perspective. *Telematics and Informatics*, 29(4), 348-361. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tele.2012.02.001>
- Rosling, H. (Writer). (2014). DON'T PANIC — Hans Rosling showing the facts about population. In: Gapminder Foundation.

- Roux, C., Schalbart, P., & Peuportier, B. (2016). Accounting for temporal variation of electricity production and consumption in the LCA of an energy-efficient house. *Journal of Cleaner Production*, 113, 532-540. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.11.052>
- Saam, N. J. (2017). What is a Computer Simulation? A Review of a Passionate Debate. *Journal for General Philosophy of Science*, 48(2), 293-309. doi:10.1007/s10838-016-9354-8
- Sandén, B. A., & Karlström, M. (2007). Positive and negative feedback in consequential life-cycle assessment. *Journal of Cleaner Production*, 15(15), 1469-1481. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2006.03.005>
- Santarius, T., & Soland, M. (2018). How Technological Efficiency Improvements Change Consumer Preferences: Towards a Psychological Theory of Rebound Effects. *Ecological Economics*, 146, 414-424. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2017.12.009>
- Sharma, A., Saxena, A., Sethi, M., Shree, V., & Varun. (2011). Life cycle assessment of buildings: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(1), 871-875. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2010.09.008>
- Sharp, B. E., & Miller, S. A. (2016). Potential for Integrating Diffusion of Innovation Principles into Life Cycle Assessment of Emerging Technologies. *Environmental Science & Technology*, 50(6), 2771-2781. doi:10.1021/acs.est.5b03239
- Shimako, A. H., Tiruta-Barna, L., Bisinella de Faria, A. B., Ahmadi, A., & Spérandio, M. (2018). Sensitivity analysis of temporal parameters in a dynamic LCA framework. *Science of The Total Environment*, 624, 1250-1262. doi:<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.220>
- Smith, C. N., & Hittinger, E. (2019). Using marginal emission factors to improve estimates of emission benefits from appliance efficiency upgrades. *Energy Efficiency*, 12(3), 585-600. doi:10.1007/s12053-018-9654-4
- Snape, J. R. (2015). *Incorporating human behaviour in an agent based model of technology adoption in the transition to a smart grid*. (PhD). De Montfort University,
- Soderholm, P. (2013). *Environmental policy and household behaviour: sustainability and everyday life*: Routledge.
- Song, H., Ou, X., Yuan, J., Yu, M., & Wang, C. (2017). Energy consumption and greenhouse gas emissions of diesel/LNG heavy-duty vehicle fleets in China based on a bottom-up model analysis. *Energy*, 140, 966-978. doi:<https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.09.011>
- Sopha, B. M., Klöckner, C. A., & Febrianti, D. (2017). Using agent-based modeling to explore policy options supporting adoption of natural gas vehicles in Indonesia. *Journal of Environmental Psychology*, 52, 149-165. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jenvp.2016.06.002>
- Spielmann, M., de Haan, P., & Scholz, R. W. (2008). Environmental rebound effects of high-speed transport technologies: a case study of climate change rebound effects of a future underground maglev train system. *Journal of Cleaner Production*, 16(13), 1388-1398. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2007.08.001>
- Stadler, K., Wood, R., Bulavskaya, T., Södersten, C.-J., Simas, M., Schmidt, S., . . . Tukker, A. (2018). EXIOBASE 3: Developing a Time Series of Detailed Environmentally Extended Multi-Regional Input-Output Tables. *Journal of Industrial Ecology*, 22(3), 502-515. doi:10.1111/jiec.12715
- Stern, P. (1999). Information, Incentives, and Proenvironmental Consumer Behavior. *Journal of Consumer Policy*, 22(4), 461-478. doi:10.1023/A:1006211709570
- Stern, P. C. (2000). New Environmental Theories: Toward a Coherent Theory of Environmentally Significant Behavior. *Journal of Social Issues*, 56(3), 407-424. doi:10.1111/0022-4537.00175

- Strbac, G. (2008). Demand side management: Benefits and challenges. *Energy Policy*, 36(12), 4419-4426. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2008.09.030>
- Su, S., Li, X., Zhu, Y., & Lin, B. (2017). Dynamic LCA framework for environmental impact assessment of buildings. *Energy and Buildings*, 149, 310-320. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.05.042>
- Subrémon, H. (2011). *Anthropologie des usages de l'énergie dans l'habitat, un état des lieux*: PUCA.
- Suh, S., Lenzen, M., Treloar, G. J., Hondo, H., Horvath, A., Huppes, G., . . . Norris, G. (2004). System Boundary Selection in Life-Cycle Inventories Using Hybrid Approaches. *Environmental Science & Technology*, 38(3), 657-664. doi:10.1021/es0263745
- Sunstein, C. R. (2015). Nudges, Agency, and Abstraction: A Reply to Critics. *Review of Philosophy and Psychology*, 6(3), 511-529. doi:10.1007/s13164-015-0266-z
- Taleb, N. N. (2018). *Skin in the game: Hidden asymmetries in daily life*: Random House.
- Thaler, R. H., & Sunstein, C. R. (2008). *Nudge : improving decisions about health, wealth, and happiness*: Yale University Press.
- Thibodeau, C., Bataille, A., & Sié, M. (2019). Building rehabilitation life cycle assessment methodology—state of the art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 103, 408-422. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.12.037>
- Thiesen, J., Christensen, T., Kristensen, T., Andersen, R., Brunoe, B., Gregersen, T., . . . Weidema, B. (2008). Rebound effects of price differences. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 13(2), 104-114. doi:10.1065/lca2006.12.297
- Tiruta-Barna, L., Pigné, Y., Navarrete Gutiérrez, T., & Benetto, E. (2016). Framework and computational tool for the consideration of time dependency in Life Cycle Inventory: proof of concept. *Journal of Cleaner Production*, 116, 198-206. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.12.049>
- TORONTO MUNICIPAL CODE CHAPTER 591, NOISE, (2003).
- Tukker, A., Goldbohm, R. A., de Koning, A., Verheijden, M., Kleijn, R., Wolf, O., . . . Rueda-Cantuche, J. M. (2011). Environmental impacts of changes to healthier diets in Europe. *Ecological Economics*, 70(10), 1776-1788. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolecon.2011.05.001>
- Turconi, R., Boldrin, A., & Astrup, T. (2013). Life cycle assessment (LCA) of electricity generation technologies: Overview, comparability and limitations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 28, 555-565. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.08.013>
- Tussyadiah, I. P., & Pesonen, J. (2015). Impacts of Peer-to-Peer Accommodation Use on Travel Patterns. *Journal of Travel Research*, 55(8), 1022-1040. doi:10.1177/0047287515608505
- Ueno, T., Inada, R., Saeki, O., & Tsuji, K. (2006). Effectiveness of an energy-consumption information system for residential buildings. *Applied Energy*, 83(8), 868-883. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2005.09.004>
- UNEP. (2016). *A framework for shaping sustainable lifestyles: determinants and strategies*. Retrieved from <https://www.unenvironment.org/>
- United Nations. (2017). *The Sustainable Development Goals Report 2017* (e-ISBN: 978-92-1-361715-1). Retrieved from <http://www.un.org/sustainabledevelopment/>
- Vallée Schmitter, C. (2016). *Évaluation de l'incertitude d'un modèle d'analyse de cycle de vie temporel de la production et de la consommation de l'électricité dans un contexte de gestion des centres de données*. École Polytechnique de Montréal,
- Valocchi, M., Schurr, A., Juliano, J., & Nelson, E. (2007). Plugging in the consumer. *IBM Institute for Business Value*.

- Van Dam, K. H., Nikolic, I., & Lukszo, Z. (2012). *Agent-based modelling of socio-technical systems* (Vol. 9): Springer Science & Business Media.
- Ville de Montréal. (2018). RAPPORT FINAL# 1 POUR LE LOT 5 DU PROJET ÉLABORATION DES STANDARDS POUR L'IDO.
- Vitale, P., & Arena, U. (2018). An attributional life cycle assessment for an Italian residential multifamily building. *Environmental Technology*, 39(23), 3033-3045. doi:10.1080/09593330.2017.1371252
- Vivanco, D. F., & van der Voet, E. (2014). The rebound effect through industrial ecology's eyes: a review of LCA-based studies. *International Journal of Life Cycle Assessment*, 19(12), 1933-1947. doi:10.1007/s11367-014-0802-6
- Wainstein, M. E., & Bumpus, A. G. (2016). Business models as drivers of the low carbon power system transition: a multi-level perspective. *Journal of Cleaner Production*, 126, 572-585. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.02.095>
- Walzberg, J., Dandres, T., Merveille, N., Cheriet, M., & Samson, R. (2019a). Accounting for fluctuating demand in the life cycle assessments of residential electricity consumption and demand-side management strategies. *Journal of Cleaner Production*, 118251. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118251>
- Walzberg, J., Dandres, T., Merveille, N., Cheriet, M., & Samson, R. (2019b). Assessing behavioural change with agent-based life cycle assessment: Application to smart homes. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 111, 365-376. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.05.038>
- Walzberg, J., Dandres, T., Merveille, N., Cheriet, M., & Samson, R. (2019c, 18-19 June 2019). *Environmental Assessment of Fluctuating Residential Electricity Demand*. Paper presented at the 2019 IEEE Sustainability through ICT Summit (StICT).
- Walzberg, J., Dandres, T., Samson, R., Merveille, N., & Cheriet, M. (2017, 8-13 Oct. 2017). *An agent-based model to evaluate smart homes sustainability potential*. Paper presented at the 2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC).
- Wang, B., Brême, S., & Moon, Y. B. (2014). Hybrid modeling and simulation for complementing Lifecycle Assessment. *Computers & Industrial Engineering*, 69, 77-88. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2013.12.016>
- Warren, P. (2014). A review of demand-side management policy in the UK. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 29, 941-951. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.09.009>
- Weidema, B. (2014). Has ISO 14040/44 Failed Its Role as a Standard for Life Cycle Assessment? *Journal of Industrial Ecology*, 18(3), 324-326. doi:10.1111/jiec.12139
- Weiser, A., Lutz, L. M., Lang, D. J., & Kümmeler, K. (2017). Acknowledging temporal diversity in sustainability transformations at the nexus of interconnected systems. *Journal of Cleaner Production*, 162, 273-285. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.06.039>
- Wernet, G., Bauer, C., Steubing, B., Reinhard, J., Moreno-Ruiz, E., & Weidema, B. (2016). The ecoinvent database version 3 (part I): overview and methodology. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 21(9), 1218-1230. doi:10.1007/s11367-016-1087-8
- Wikström, F., Williams, H., Verghese, K., & Clune, S. (2014). The influence of packaging attributes on consumer behaviour in food-packaging life cycle assessment studies - a neglected topic. *Journal of Cleaner Production*, 73, 100-108. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.10.042>
- Wilensky, U. (1999). NetLogo. Retrieved from <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>

- Wilensky, U., & Rand, W. (2015). *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*: MIT Press.
- Williams, J. (2017). Lost in translation: Translating low carbon experiments into new spatial contexts viewed through the mobile-transitions lens. *Journal of Cleaner Production*, 169, 191-203. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.236>
- Wood, G., & Newborough, M. (2003). Dynamic energy-consumption indicators for domestic appliances: environment, behaviour and design. *Energy and Buildings*, 35(8), 821-841. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7788\(02\)00241-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00241-4)
- World Bank. (2016). Retrieved from <http://data.worldbank.org>
- Zhang, D., Evangelisti, S., Lettieri, P., & Papageorgiou, L. G. (2016a). Economic and environmental scheduling of smart homes with microgrid: DER operation and electrical tasks. *Energy Conversion and Management*, 110, 113-124. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.11.056>
- Zhang, D., Shah, N., & Papageorgiou, L. G. (2013). Efficient energy consumption and operation management in a smart building with microgrid. *Energy Conversion and Management*, 74, 209-222. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.04.038>
- Zhang, H., Vorobeychik, Y., Letchford, J., & Lakkaraju, K. (2016b). Data-driven agent-based modeling, with application to rooftop solar adoption. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 30(6), 1023-1049. doi:10.1007/s10458-016-9326-8
- Zhao, T., & Yang, Z. (2017). Towards green growth and management: Relative efficiency and gaps of Chinese cities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 80, 481-494. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.142>
- Zhou, B., Li, W., Chan, K. W., Cao, Y., Kuang, Y., Liu, X., & Wang, X. (2016). Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 61, 30-40. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.047>

ANNEXE A INFORMATIONS SUPPLÉMENTAIRES POUR L'ARTICLE PRÉSENTÉ AU CHAPITRE 4

These supplementary materials contain the parameters' values used in the smart homes agent-based model as well as sources of data, methodological elements, and additional validation and simulation results. The ABM and its related files can be found on gitlab:

https://gitlab.com/juwal/Behavior_change_AB-LCA.git

A1 Model's parameters

Data collection process:

In the ABM several sub-models taken from the literature are used:

- The stochastic model from Paatero & Lund is employed to generate agents electricity load profiles (Paatero & Lund, 2006). The concepts of heating and cooling degree days (HDD and CDD respectively) are also used to refine the load profiles. For this sub-model, Canadian statistics are used (Government of Canada, 2016; Natural Resources Canada, 2016).
- The behavioural model from Byrka et al. is exploited to account for behavioural change (i.e., to determine agents decision rules governing the adoption of a new pro-environmental behaviour) (Byrka et al., 2016). Data in this sub-model were collected from studies on consumer behaviours (Byrka et al., 2016; Kaiser et al., 2010; Mahajan, Muller, & Bass, 1995; Valocchi et al., 2007) and on demand side management for the consequences of new pro-environmental behaviour on load profiles (Abrahamse, Steg, Vlek, & Rothengatter, 2005; Aguilar, White, & Ryan, 2005; Asensio & Delmas, 2015; Cenicerros & Bos, 2009; Ehrhardt-Martinez et al., 2010; Hydro One Networks; Ueno, Inada, Saeki, & Tsuji, 2006; Wood & Newborough, 2003).
- The model for the Ontario hourly grid mix is developed based on literature (Itten et al., 2012; Maurice et al., 2014; Milovanoff et al., 2018) using data from the life cycle assessment database ecoinvent 3.1 and IESO (Independent Electricity System operator

(IESO), 2015; Wernet et al., 2016). For the impact assessment, the Impact 2002+ methodology was used (Jolliet et al., 2003).

- The PVWatts Calculator from the National Renewable Energy Laboratory (NREL) was exploited to determine daily photovoltaics (PV) generation (National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2018). This model generates typical hourly PV outputs for a given location and a given PV system based on 30 years historical irradiance. Data for this sub-model comes from a study on solar PV adoption in Ontario (Adepetu & Keshav, 2016).

Model parameters and sources:

Table A1.1: Summary of model parameters and sources

Variable	Value	Source
No. of household agents	100-1000	-
No early adopters	3	(Mahajan et al., 1995)
No. of process agents	16	(Independent Electricity System operator (IESO), 2015; Wernet et al., 2016)
Appliances distribution	See table A1.2	(Natural Resources Canada, 2016)
Appliances annual loads (<i>I</i>)	See table A1.3	(Natural Resources Canada, 2016)
Appliances use frequencies	See table A1.4 & A1.5	(Paatero & Lund, 2006)
PV-Battery system	3 kW PV rooftop panel modeled in the NREL PVWatts Calculator, 8 kWh battery	(Adepetu & Keshav, 2016; National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2018)

Variable	Value	Source
HDD and CDD	Base temperature $T_b = 18^\circ\text{C}$	(Government of Canada, 2016)
Attitude difference between agents' type and, difficulty difference between behaviours	$\Delta\theta = 0.7, \Delta\delta = 0.6$	(Byrka et al., 2016; Kaiser et al., 2010)
Consequences of behavioural change	See table A1.6	(Abrahamse et al., 2005; Aguilar et al., 2005; Asensio & Delmas, 2015; Cenicerros & Bos, 2009; Ehrhardt-Martinez et al., 2010; Hydro One Networks; Ueno et al., 2006; Wood & Newborough, 2003)

Table A1.2: Number of appliances per household, by appliance type

Appliances	No. of unit per households
Stove & oven	1
Refrigerator	1.28
Freezer	0.5
Dishwasher	0.57
Clothes washer	0.76

Appliances	No. of unit per households
Dryer	0.76 ⁵
Lighting	-
Space heating	-
Water heating	-
Space cooling	0.79
Other appliances	17.39

Table A1.3: Appliance annual loads (l)

Appliances	Annual electric consumption per unit (kWh)
Stove & oven	507
Refrigerator	308
Freezer	237
Dishwasher	57
Clothes washer	43
Dryer	589
Lighting	778
Space heating	19331

⁵ 0.79 as reported by Natural Resources Canada, but assumed to be equal to clothes washer in the case study

Appliances	Annual electric consumption per unit (kWh)
Water heating	6067
Space cooling	857
Other appliances	66

Table A1.4: Appliance daily frequencies*

Appliances	Daily frequency	
	Weekday (wd)	Weekend (we)
Stove & oven	1.46	1.58
Refrigerator	20.50	20.90
Freezer	20.50	20.90
Dishwasher	1.16	1.26
Clothes washer	0.42	0.45
Dryer	0.28	0.30
Lighting	18.00	19.50
Space heating	20.50	20.90
Water heating	20.50	20.90
Space cooling	20.50	20.90
Other appliances	3.77	4.09

*Indicates how many times an appliance might be used per day (distributed according to hourly probabilities of use). For space heating/cooling and water heating, the number was unknown, an equal number as for cold appliances is assumed (and load per use was computed in consequence).

Table A1.5: Appliance hourly probabilities of use (p_hour (i,d,j))*

Appliances		Hourly probabilities of use (%)																							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Stove & oven	w	0.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	1.7	2.6	4.3	5.9	6.9	7.8	7.9	7.1	6.3	5.8	6.78	7.4	7.3	7.2	6.9	4.0	2.3	1.0
	d	7	5	0	0	0	7	2	5	7	4	7	6	2	5	9	9		1	2	3	3	9		2
	w	0.2	0.2	0.4	0.4	1.7	2.5	3.1	3.8	3.7	4.1	4.2	4.1	3.8	4.4	5.7	8.7	10.0	10.	9.2	8.1	5.8	2.7	1.5	0.3
	e	0	0	0	0	8	9	9	3	0	3	9	5	9	6	9	6	0	30	4	5	2	9	1	6
Refriger ator	w	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.17	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1
	d	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7		7	7	7	7	7	7	7
	w	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.17	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1
	e	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7		7	7	7	7	7	7	7
Freezer	w	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.17	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1
	d	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7		7	7	7	7	7	7	7
	w	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.17	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1
	e	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7		7	7	7	7	7	7	7
Dishwas her	w	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	2.0	4.6	7.0	7.2	7.2	7.3	7.3	7.3	7.43	7.4	7.7	7.7	7.4	6.1	3.9	0.9
	d	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	3	4	4	4		3	4	4	3	2	1	0

Appliances		Hourly probabilities of use (%)																								
	w	1.7	0.9	0.4	0.4	0.4	0.9	1.7	2.9	3.7	4.5	4.6	4.6	4.6	4.6	4.6	6.1	6.83	7.1	7.8	8.6	8.1	7.0	5.0	2.0	
	e	3	6	0	0	0	6	3	3	5	8	8	8	8	8	8	1		6	0	0	6	1	5	3	
Clothes washer	w	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	2.0	4.6	7.0	7.2	7.2	7.3	7.3	7.3	7.43	7.4	7.7	7.7	7.4	6.1	3.9	0.9	
	d	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	3	4	4	4		3	4	4	3	2	1	0	
	w	1.7	0.9	0.4	0.4	0.4	0.9	1.7	2.9	3.7	4.5	4.6	4.6	4.6	4.6	4.6	6.1	6.83	7.1	7.8	8.6	8.1	7.0	5.0	2.0	
	e	3	6	0	0	0	6	3	3	5	8	8	8	8	8	8	1		6	0	0	6	1	5	3	
Dryer	w	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	2.0	4.6	7.0	7.2	7.2	7.3	7.3	7.3	7.43	7.4	7.7	7.7	7.4	6.1	3.9	0.9	
	d	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	3	4	4	4		3	4	4	3	2	1	0	
	w	1.7	0.9	0.4	0.4	0.4	0.9	1.7	2.9	3.7	4.5	4.6	4.6	4.6	4.6	4.6	6.1	6.83	7.1	7.8	8.6	8.1	7.0	5.0	2.0	
	e	3	6	0	0	0	6	3	3	5	8	8	8	8	8	8	1		6	0	0	6	1	5	3	
Lighting	w	2.5	1.3	1.2	1.2	1.3	1.5	2.1	4.0	5.0	4.9	4.2	3.8	3.5	4.2	4.9	5.5	6.02	6.6	7.3	7.5	6.6	6.1	4.4	3.2	
	d	5	3	3	3	3	3	3	5	7	9	7	2	7	7	7			9	4	6	4	7	9	2	
	w	1.0	0.3	0.3	0.8	1.7	2.6	3.5	3.7	3.4	3.0	3.0	3.2	3.9	4.1	4.5	4.9	5.79	6.7	8.2	9.1	9.8	8.5	4.3	2.9	
	e	3	3	3	3	8	4	6	4	4	4	4	4	4	4	5	6		0	1	1	1	0	2	6	
Space heating	w	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.17	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	
	d	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7		7	7	7	7	7	7	7	

Appliances Hourly probabilities of use (%)

	w	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.17	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1	4.1
	e	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7		7	7	7	7	7	7	7
Water heating	w	3.4	2.2	1.8	1.3	1.2	1.6	3.2	5.5	7.5	7.1	5.2	4.1	4.4	3.9	3.21	2.7	3.2	4.0	4.8	5.5	6.8	6.4	5.5	4.7
	d	4	9	3	8	6	1	1	0	7	1	8	3	7	0		5	1	1	2	0	8	2	0	0
	w	3.4	2.2	1.8	1.3	1.2	1.6	3.2	5.5	7.5	7.1	5.2	4.1	4.4	3.9	3.2	2.7	3.21	4.0	4.8	5.5	6.8	6.4	5.5	4.7
	e	4	9	3	8	6	1	1	0	7	1	8	3	7	0	1	5		1	2	0	8	2	0	0
Space cooling	w	4.8	4.0	3.6	3.8	3.4	3.0	2.4	1.6	1.0	1.0	1.4	2.0	2.6	3.6	5.8	6.6	8.62	8.0	6.8	5.6	5.0	5.0	5.0	5.0
	d	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	2		2	2	1	1	1	9	9
	w	4.8	4.0	3.6	3.8	3.4	3.0	2.4	1.6	1.0	1.0	1.4	2.0	2.6	3.6	5.8	6.6	8.62	8.0	6.8	5.6	5.0	5.0	5.0	5.0
	e	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	2		2	2	1	1	1	9	9
Other appliances	w	2.6	1.4	0.7	0.7	0.7	0.9	1.3	2.1	3.1	4.0	4.4	5.2	5.3	5.8	5.9	6.4	6.7	6.9	7.5	7.9	6.8	5.3	4.3	3.1
	d	2	4	7	1	8	6	5	1	4	2	7	7		8	5	5		3	9		2	5	3	7
	w	1.6	0.9	0.6	0.6	0.9	1.7	2.5	2.8	3.4	3.4	3.5	3.8	3.8	4.1	4.9	6.5	7.95	8.1	8.1	9.0	7.7	6.0	4.3	2.7
	e	9	3	7	1	8	1	1	8	4	5	1	8	7	2	5	8		9	8	9	6	1	2	2

*The hourly probabilities distribute the number of times an appliance is used throughout the day, wd = weekday, we = weekend day.

Table A1.6: Consequences of behavioural change on appliances use

Appliances	Probability that behaviour change is related to a certain appliance (HDD > 0) (%)	Probability that behaviour change is related to certain appliance (CDD > 0) (%)	Consequences of behavioural change on electricity load profiles (% reduction and/or peak shaving (PS))
Stove & oven	8.7	9.8	8
Refrigerator	3.3	3.7	2 and PS
Freezer	3.3	3.7	2 and PS
Dishwasher	9.8	11.0	4 or PS
Clothes washer	9.8	11.0	4 or PS
Dryer	11.4	12.9	4 or PS
Lighting	19.6	22.1	10
Space heating	19.6	0.0	11
Water heating	6.5	7.4	4
Space cooling	0.0	9.2	3 or PS
Other appliances	8.2	9.2	5

When an agent changes its behaviour, the appliance concerned with that change is selected according to a roulette wheel process based on Table A1.6 probabilities (determined from (Ehrhardt-Martinez et al., 2010)). Once the appliance is selected, the consequence of behavioural change is taken from empirical data (taken from (Abrahamse et al., 2005; Aguilar et al., 2005;

Asensio & Delmas, 2015; Cenicerros & Bos, 2009; Hydro One Networks; Ueno et al., 2006; Wood & Newborough, 2003)). Examples of behavioural change include: switching off lighting more often, washing clothes with cold water, choosing programs with shorter cycles on the dryer, leaving cold appliances' doors open a shorter time when using them, choosing to wash clothes a few hours earlier or later than usual, decrease thermostat temperature etc.

A2 Life cycle inventory data and Ontario's electricity mix

Table A2.1: IESO technologies (2013-2014) and corresponding ecoinvent processes⁶

Technology in the IESO hourly data	Corresponding Ecoinvent 3.1 processes
Nuclear	electricity production, nuclear, pressure water reactor, heavy water moderated, alloc. default, S
Coal	electricity production, hard coal, alloc. default, S
	electricity production, lignite, alloc. default, S
	heat and power co-generation, wood chips, 6667 kW, state-of-the-art 2014, alloc. default, S
Gas	heat and power co-generation, biogas, gas engine, alloc. default, S
	treatment of blast furnace gas, in power plant, alloc. default, S

⁶ The time series was chosen because of its greater variability in mix composition and its temporal consistency with other datasets

Technology in the IESO hourly data	Corresponding Ecoinvent 3.1 processes
	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, alloc. default, S
	treatment of coal gas, in power plant, alloc. default, S
	heat and power co-generation, natural gas, conventional power plant, 100MW electrical, alloc. default, S
	electricity production, natural gas, at conventional power plant, alloc. default, S
Hydro	electricity production, hydro, pumped storage, alloc. default, S
	electricity production, hydro, run-of-river, alloc. default, S
	electricity production, hydro, reservoir, non-alpine region, alloc. default, S
Wind	electricity production, wind, 1-3MW turbine, onshore, alloc. default, S
	electricity production, wind, <1MW turbine, onshore, alloc. default, S
	electricity production, wind, >3MW turbine, onshore, alloc. default, S
Oil	electricity production, oil, alloc. default, S

Technology in the IESO hourly data	Corresponding Ecoinvent 3.1 processes
Import US	electricity, high voltage, import from NPCC, US only, alloc. default, S ⁷
Import Manitoba	electricity, high voltage, import from CA-MB, alloc. default, S
Import Québec	electricity, high voltage, import from Quebec, alloc. default, S
Transmission	market for transmission network, long-distance, alloc. default, S
	market for transmission network, electricity, high voltage, alloc. default, S

⁷ Although Ontario imports electricity from other North American Electric Reliability Corporation regional organizations than NPCC (imports from Michigan and Minnesota are from MRO and RFC regional organizations, and imports from New York are from NPCC), no ecoinvent processes exist for imports from MRO and RFC regions to Ontario. However, as they represent less than 10 % of imports, it is assumed that the NPCC ecoinvent process is representative of all Ontario's US imports.

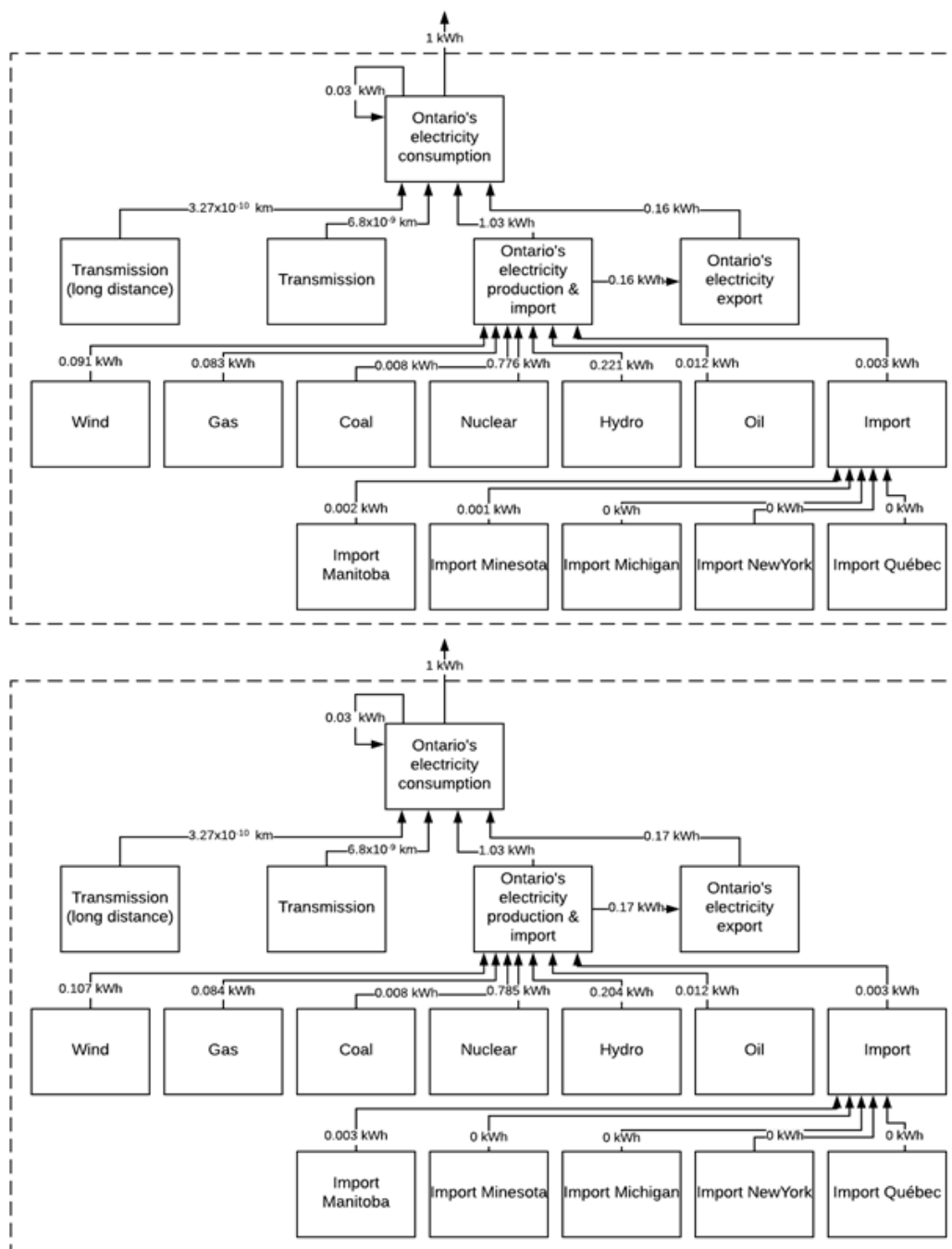


Figure A2.1: Ontario's electricity mix at a) t=0 (April 1 2013 00:00), b) t=1 (April 1 2013 01:00)

A3 Model validation

Validation of the procedure generating electricity load profiles:

Figure A3.1 shows the comparison between historical hourly demand in Ontario (Independent Electricity System operator (IESO), 2015) and the aggregated default electricity load output of the model for 100 household agents. The shape of the model's outputs matches the historical data from April 2013 to 2014 (Figure A3.1-a)). The model reproduces annual load variation due to changes in temperature. When looking more closely to the load profiles, one may see that the ABM reproduces major daily events (night's off-peak, midday and evening peaks), though the curve from the historical data is smoother (Figure A3.1-b)). This could be explained by the fact that Ontario's data also include demand from the industrial sector as well as residential. Finally, one household consumes around $7.34\text{E}+03$ kWh of electricity annually in the model while data from the Ontario Energy Board evaluates this value to $8.14\text{E}+03$ kWh for the greater Toronto area in 2014 (Ontario Energy Board, 2016). The difference in values could be explained by slightly different appliance distributions and outside temperature between the model and empirical data.

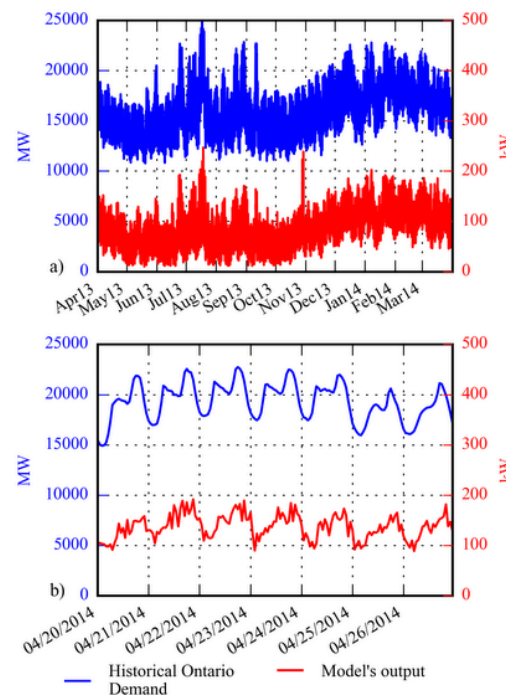


Figure A3.1: Historical and generated load profiles: a) from April 1, 2013, to March 30, 2014; b) from January 20, 2014, to January 26, 2014

Calibration of the behavioural model:

To calibrate the values of p_{ki} and p_c a full factorial experiment (11x11) varying p_{ki} and p_c from 0 to 1 with a 0.1 increment was conducted. Then, one-sample student t-tests are carried out on average reductions results ($H_0: \mu = 1.992\%$, μ value comes from a meta-analysis of empirical studies on energy feedback (Delmas et al., 2013)) to check whether the chosen p_{ki} and p_c values yield an output close to reality. The higher p-value (0.7) was obtained for $p_{ki} = 0.2$ and $p_c = 0.275$ (sample size is 30) and therefore kept when running simulations (if not indicated otherwise).

Evaluation of the greedy algorithm performance:

The greedy algorithm used in the ABM is described in figure A3.2. The greedy algorithm iterates the collection of appliances and agents and always take the best immediate or local solution at each iteration. As a heuristic, however, it may find a less-than-optimal solution overall. The algorithm is validated with the linear and non-linear integer programs described below.

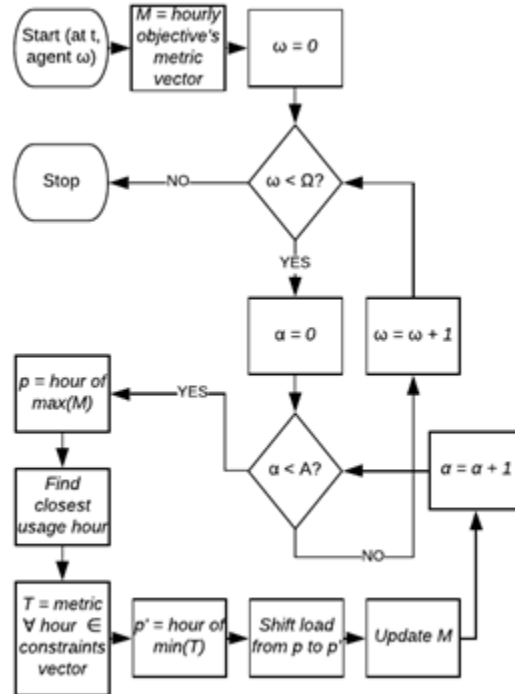


Figure A3.2: ABM's decision rules for smart home load scheduling optimization (Ω is the total number of household agents; A is the total number of appliances)

Linear and non-linear integer programs are defined with Equation A3.1, in which the objective function f is defined either in Equation A3.2 for the linear program or Equation A3.3 for the non-linear program. The model described in Equation A3.1 aim to optimize the aggregated smart homes output (electricity cost, environmental impact etc.) as to constraints on appliances' use.

$$\min f(x), \text{ s. t. } \left\{ \begin{array}{l} \sum_{j=1}^{24} x_j^{\omega\alpha} = \sum_{j=1}^{24} (U_d^\omega)_{\alpha j} \quad \forall \omega \in \{1, \dots, \Omega\}, \alpha \in \{1, \dots, A\} \\ -((U_d^\omega)_{\alpha*})^T x^{\omega\alpha} \leq 1 - \sum_{j=1}^{24} (U_d^\omega)_{\alpha j} \quad \forall \omega \in \{1, \dots, \Omega\}, \alpha \in \{1, \dots, A\} \\ \eta^T (x^{\omega\alpha} - (U_d^\omega)_{\alpha*}) \leq \tau_\alpha^u \quad \forall \omega \in \{1, \dots, \Omega\}, \alpha \in \{1, \dots, A\} \\ -\eta^T (x^{\omega\alpha} - (U_d^\omega)_{\alpha*}) \leq \tau_\alpha^l \quad \forall \omega \in \{1, \dots, \Omega\}, \alpha \in \{1, \dots, A\} \\ x^{\omega\alpha} \in \{0,1\}^{24}, \forall \omega \in \{1, \dots, \Omega\}, \alpha \in \{1, \dots, A\} \end{array} \right. \quad (\text{A3.1})$$

$$\text{with: } x = \begin{pmatrix} x_1^{11} \\ \vdots \\ x_j^{\omega\alpha} \\ \vdots \\ x_{24}^{\Omega A} \end{pmatrix}, \eta = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ \vdots \\ 24 \end{pmatrix}$$

In Equations A3.1: $x^{\omega\alpha}$ is the unknown moveable electricity consumption binary vector of agent ω related to appliance α , x is the concatenation of vectors $x^{\omega\alpha}$, U_d^ω denotes the agent ω default electricity consumption binary matrix, η is a vector containing terms of an arithmetic progression of common difference 1, τ_α^u and τ_α^l are the temporal constraints values of appliance α (being both 0 if the appliance load is not shiftable (see Table A3.1 for more details)). For the linear program, the objective function is written in Equation A3.2:

$$c(x) = (\lambda \circ \mu)^T x \quad (\text{A3.2})$$

In Equation A3.2, c is the cost coefficient vector, λ denotes a vector containing usage appliances loads in kWh (which depends on agents and appliances, but not on the time of use), μ is a vector holding amount of optimization metric per load unit, e.g. kg CO2eq or CAD, (which depends on time of use, but not on agents and appliances), and \circ is the Hadamard product operator. Both λ and μ contain repeated values to have similar sizes as vector x . For the non-linear program, the objective function is written in equation A3.3:

$$V(x) = \left(\frac{1}{24} \sum_{j=1}^{24} \left(\sum_{\omega=1}^{\Omega} \sum_{\alpha=1}^A (l_{\alpha} \circ x^{\omega\alpha})_j \right)^2 \right) - \left(\frac{1}{24} \sum_{j=1}^{24} \left(\sum_{\omega=1}^{\Omega} \sum_{\alpha=1}^A (l_{\alpha} \circ x^{\omega\alpha})_j \right) \right)^2 \quad (A3.3)$$

In Equation A3.3, $V(x)$ is the daily variance of global electricity consumption, l_{α} is appliance α 's load, the first two sums (on appliances and agents) are vector sums which generate a global hourly electricity vector of which the elements' variance is computed. The programs are modeled with Pyomo (Hart et al., 2012) and solved with Gurobi (Gurobi Optimization Inc., 2016).

Table A3.1: Appliance temporal constraint values

Appliances	Lower bound (τ^l)	Upper bound (τ^u)
Stove & oven	0	0
Refrigerator	1	2
Freezer	1	2
Dishwasher	24	24
Clothes washer	1	2
Dryer	0	2
Lighting	0	0
Space heating	0	0
Water heating	0	0
Space cooling	1	2
Other appliances	0	0

To evaluate the greedy algorithm performance, the difference between the algorithm result and the one of the integer program (or error) is defined as:

$$Error = \frac{f(\mathbf{x}^{\sim}) - f(\mathbf{x}^*)}{f(\mathbf{x}^*)} \quad (A3.4)$$

With f being the objective function V or c (the daily variance of the total electricity demand for the day and the total daily amount for other metrics), \mathbf{x}^{\sim} and \mathbf{x}^* the solution of the ABM's heuristic algorithm and the optimal solution provided by the Gurobi solver. The programs were solved for several days and each result was compared to the model's output for the day. The error is less than 1 % for other metrics than electricity demand. When the objective was to reduce the variance of the daily electricity demand, it was only possible to compute the error in a reasonable time for up to 15 agents (above computing time was too long due to the optimization problem complexity). However, as Figure A3.3 shows the error seems independent of agents' number and therefore, it is assumed to be the error of the whole sample: 21 +/- 16 % (unless specified otherwise average results ($n = 10$) and their standard deviation are provided) between the greedy algorithm and integer program results.

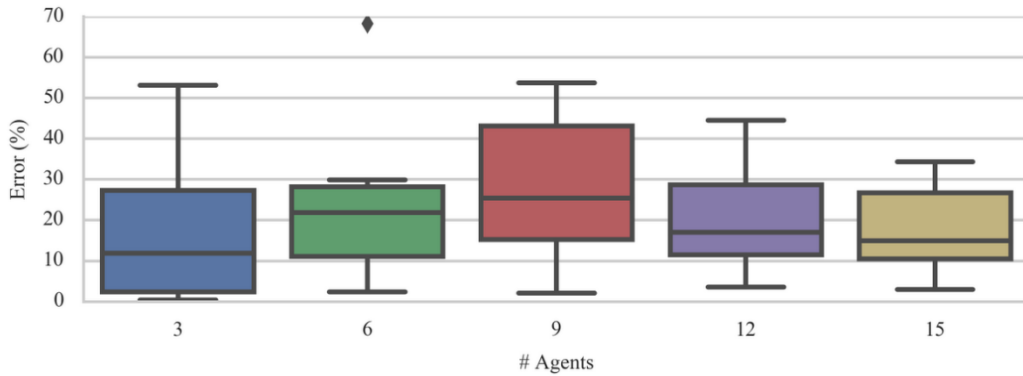


Figure A3.3: Error as a function of the number of agents with $f=V$. ANOVA results ($n=10$) show no effect of agents' number on the error, hence it is assumed that the average error of the total sample is representative of the case-study (for 100 agents)

A4 Fractional factorial design used to explore the effect of Stern's causal factors

The effects of Stern's causal factors are investigated with 2_{IV}^{7-2} fractional factorial (see Table A4.1) (Montgomery, 2009; Stern, 2000). Three contextual factors that may be of interest in the case of smart homes were identified: the price scheme (low and high levels being respectively a constant or a time-of-use (TOU) price scheme) (factor A), the geography (low and high levels being respectively the smart homes' location in the city of Toronto or the city of Thunder Bay in Ontario Canada) (factor B), and the load scheduling metric (low and high levels being respectively and Canadian dollars (CAD) or the disability-adjusted life expectancy (DALY)) (factor C). When changing the geographic location from Toronto to Thunder Bay, the PV generation and heating and cooling degree days data are changed accordingly from sources in Table A1.1. Moreover, one personal capabilities factor is investigated: the presence of PV-battery systems (factor's high level) or not (factor's low level) (factor D). Finally, the effects of three attitudinal factors were also inspected: the probability of engagement in pro-environmental behaviour (low and high levels being respectively 0.2 and 0.3) (factor E), the probability to conform (low and high levels being respectively 0.275 and 0.375) (factor F), and the distribution of agents' type (low and high levels being respectively a majority of passive consumers or a majority of stalwart consumers) (factor G).

Table A4.1: The fractional factorial design and the sum of the 10 replicates results for each treatment combinations in the climate change impact category

Run	Sum of 10 replicates						
	A	B	C	D	E	F=ABCD	G=ABDE
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
2	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
3	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
4	1	1	-1	-1	-1	1	1
5	-1	-1	1	-1	-1	-1	1

Run		Sum of 10 replicates						
	A	B	C	D	E	F=ABCD	G=ABDE	
6	1	-1	1	-1	-1	1	-1	0.24
7	-1	1	1	-1	-1	1	-1	0.27
8	1	1	1	-1	-1	-1	1	0.35
9	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	0.28
10	1	-1	-1	1	-1	1	1	0.35
11	-1	1	-1	1	-1	1	1	0.45
12	1	1	-1	1	-1	-1	-1	0.33
13	-1	-1	1	1	-1	1	-1	0.28
14	1	-1	1	1	-1	-1	1	0.39
15	-1	1	1	1	-1	-1	1	0.47
16	1	1	1	1	-1	1	-1	0.33
17	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	0.16
18	1	-1	-1	-1	1	-1	1	0.23
19	-1	1	-1	-1	1	-1	1	0.30
20	1	1	-1	-1	1	1	-1	0.22
21	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	0.16
22	1	-1	1	-1	1	1	1	0.29

Run	Sum of 10 replicates						
	A	B	C	D	E	F=ABCD	G=ABDE
23	-1	1	1	-1	1	1	0.34
24	1	1	1	-1	1	-1	0.22
25	-1	-1	-1	1	1	-1	0.30
26	1	-1	-1	1	1	1	0.22
27	-1	1	-1	1	1	1	0.27
28	1	1	-1	1	1	-1	0.35
29	-1	-1	1	1	1	1	0.35
30	1	-1	1	1	1	-1	0.27
31	-1	1	1	1	1	-1	0.33
32	1	1	1	1	1	1	0.40

We choose a resolution *IV* design because it allows a good compromise between the time required to run the experiments and the information it provides about the factors' main effects (no main effects are aliased with each other or two-factor interactions). An effect estimate of a factor is computed according to Equation A4.1 (Montgomery, 2009):

$$H = \bar{y}_{H^+} - \bar{y}_{H^-} \quad (A4.1)$$

In the equation the effect of parameter *H* is determined from \bar{y}_{H^+} and \bar{y}_{H^-} the average responses for the treatment combinations where *H* is at the high and low levels respectively. Moreover, effects' statistical significances are evaluated with analysis of variance (ANOVA) (Montgomery, 2009).

A5 Supplementary results

Figure A5.1 shows the reduction in impact smart homes could allow comparing to the business-as-usual scenario in Impact 2002+ midpoint (Figure A5.1-a)) and endpoint (Figure A5.1-b)) categories.

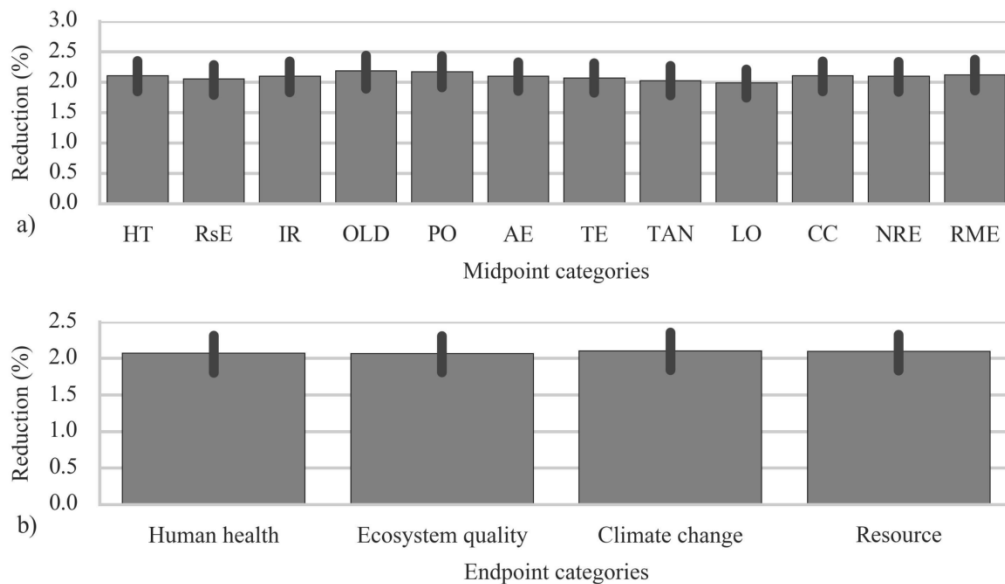


Figure A5.1: Impact reduction results of smart home simulation (error bars represent 95% confidence interval) a) for Impact 2002+ midpoint categories (HT=human toxicity, RsE=respiratory effect, IR=ionizing radiation, OLD=ozone layer depletion, PO=photochemical oxidation, AE=aquatic ecotoxicity, TE=terrestrial ecotoxicity, LO=land occupation, CC=climate change, NRE=non-renewable energy, RME=raw material extraction); b) for Impact 2002+ endpoint categories

Figure A5.2 shows the adoption of new pro-environmental behaviours by agents in smart homes. Those new behaviours (e.g., switching off lighting, reduce thermostat temperature, choosing to wash clothes a few hours earlier or later than usual etc.) lead the agents to reduce and shift in time their electricity consumption (see Table A1.6) which in turn cause a reduction in climate change impacts. In the Figure A5.2 the adoption rate describes the adoption of new behaviours normalized to the maximum possibly adopted (i.e., under the assumptions that all agents are of the energy stalwarts' type and that $p_{ki} = 1$ and $p_c = 0$). Because it is more and more difficult for an agent to adopt new behaviours (according to Byrka's behavioural model (Byrka et al., 2016)) the adoption rate plateau at the end of the simulation.

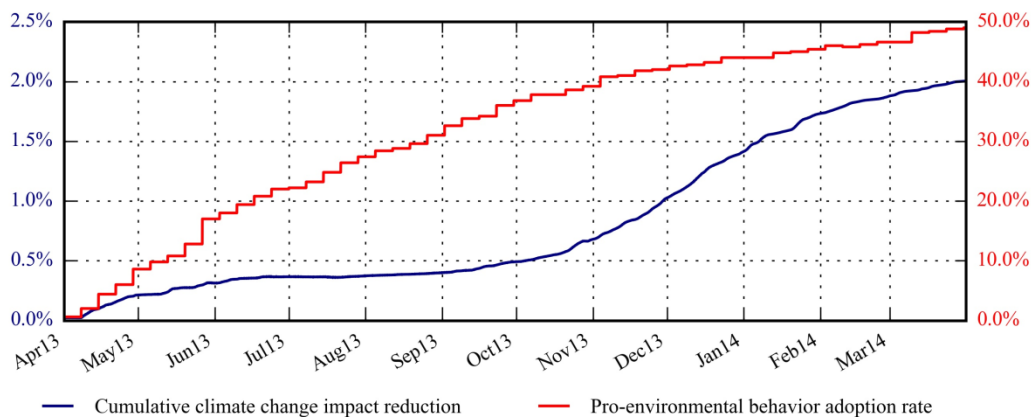


Figure A5.2: Smart homes cumulative climate change impact reduction and green behaviour adoption rate

In Figure A5.3, one sees how a change in behaviour throughout the day translates into a reduction in climate change impact. In summer peak shaving is the main contribution to the decrease in climate change impact while in winter the reduction is mainly due to conservation behaviours.

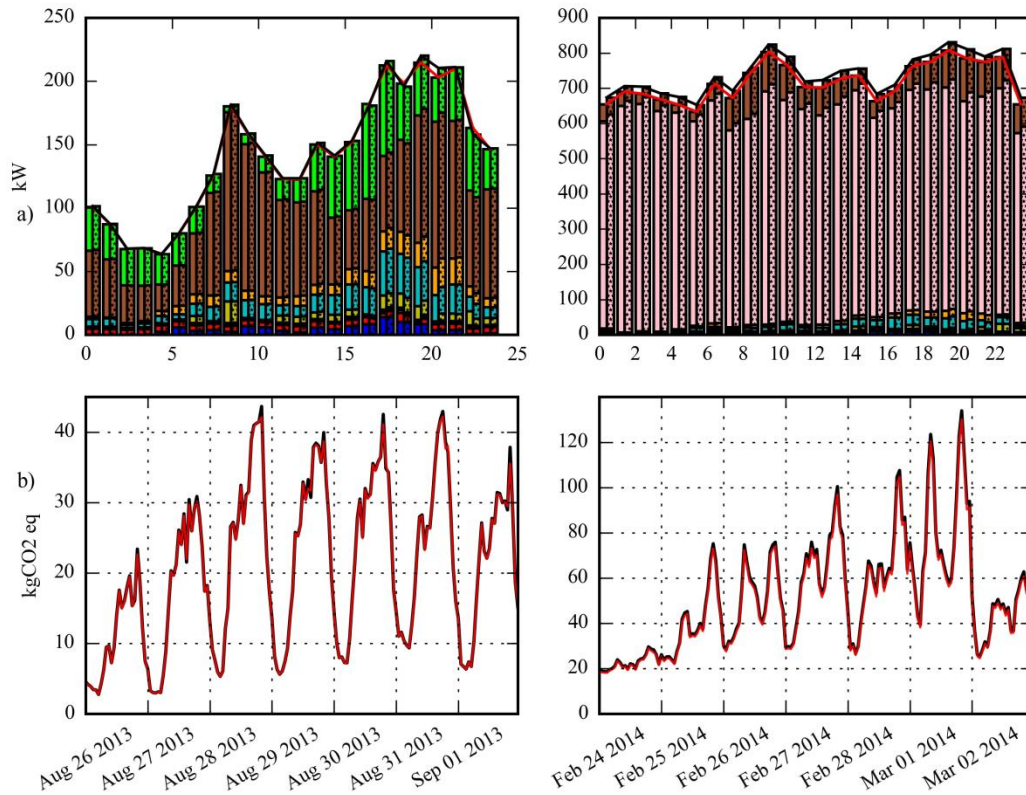


Figure A5.3: Electricity load composition for 100 homes on September 1, 2013 (left) and March 2, 2014 (right) (plain and hatched columns corresponding to amended and default outputs, respectively), b) climate change impact on a summer (left) and a winter (right) week

In Figure A5.4, one sees that a conservation behaviour related to the stove and oven has been adopted by the first home (left figures), which causes reductions in demand at 7 pm and 8 pm in summer and 2 pm and 4 pm in winter. In summer, the 7 pm fridge and freezer loads are shifted to 6 pm for that home. For the second home (right figures) one sees that a conservation behaviour related to the lighting has been adopted which reduces electricity consumption in both winter and summer. Moreover, in summer one sees that the 5 pm fridge and freezer loads are shifted to 4 pm.

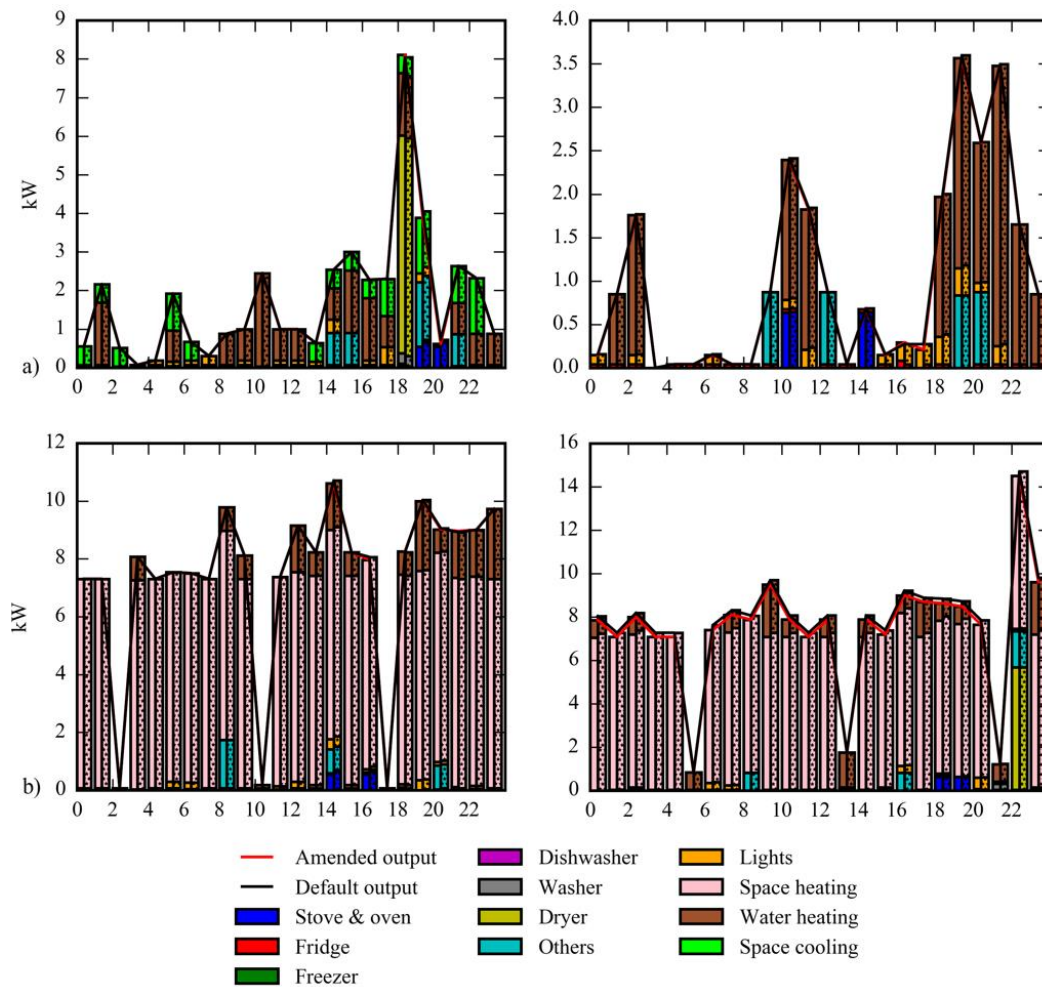


Figure A5.4: Electricity load composition for 2 homes on a) September 1, 2013; b) March 2, 2014 (plain and hatched columns corresponding to amended and default outputs respectively)

Figure A5.5 describe the estimated strength of pro-environmental causal factors regarding environmental impact reduction in smart homes. Overall, attitudinal factors account for more than a third of the variance in results indicating a strong causality (either negative or positive) between those factors and environmental impact reductions. Contextual factors affect less strongly the results in the climate change category than in other categories while the situation is reversed for personal capabilities. Interaction effects always account for less than 5% of the variance in results.

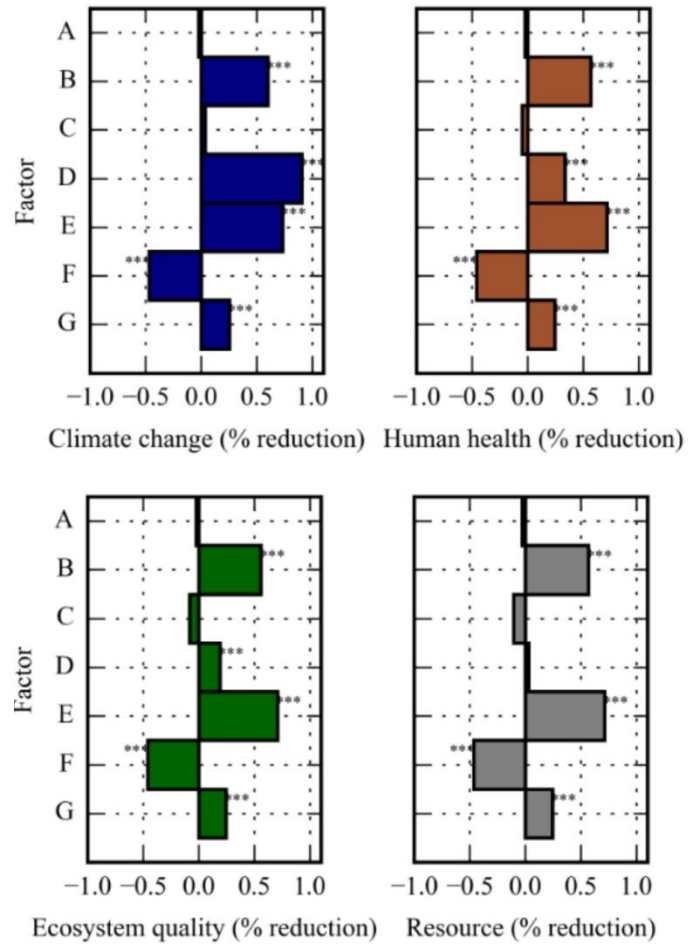


Figure A5.5: Estimated main effects determined from a fractional factorial design; A=price scheme, B=geography, C=load scheduling metric, D=PV battery system, E=probability of engagement, F=probability to conform, G= distribution of agent types; *** indicates that the effect of a factor is statistically significant with a confidence level of 0.999

ANNEXE B INFORMATIONS SUPPLÉMENTAIRES POUR L'ARTICLE PRÉSENTÉ AU CHAPITRE 5

These supplementary materials contain additional methodological elements and results. Models and data can be found on gitlab:

<https://gitlab.com/juwal/accountingfluctuatingdemand>

B1 - Additional element for the life cycle assessment

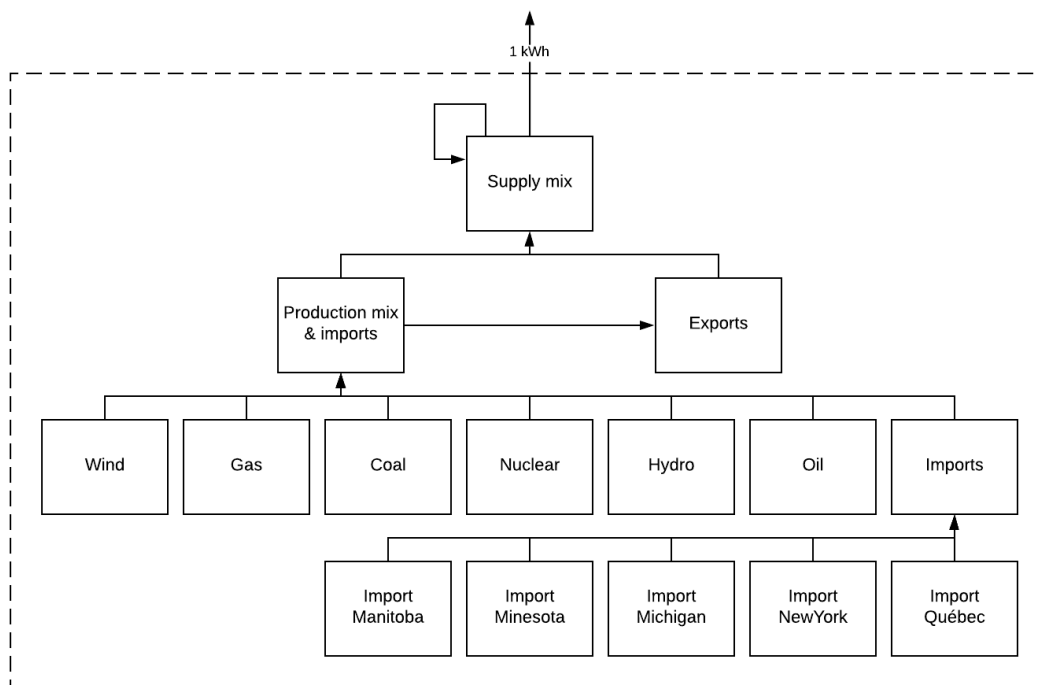


Figure B1.1: Process tree of Ontario's electricity mix, dashed lines represent the system's boundaries

Example of calculation of climate change impact with average and marginal hourly mixes:

At the hour t , it is supposed that the steady part of residential electricity consumption is 10 kWh. It also assumed that demand side management (DSM) intervention caused an increase of 1 kWh at that hour. From table B1.1 The climate change impact at that hour (s_t) is determined with Equation B1.1.

$$s_t = \chi_t \varphi_t + \chi_t^* \varphi_t^* = 10 \text{ kWh} \times 85.1 \frac{\text{g CO}_2 \text{ eq}}{\text{kWh}} + 1 \text{ kWh} \times 129.0 \frac{\text{g CO}_2 \text{ eq}}{\text{kWh}} = 980.0 \text{ g CO}_2 \text{ eq} \quad (B1.1)$$

With χ_t and χ_t^* the steady part and the change in power demand at t and φ_t and φ_t^* the average and marginal mix impact factors at t respectively.

Table B1.2: Selected days for the DSM scenario

Month	Dates
April	2 April 2013, 3 April 2013, 19 April 2013, 20 April 2013, 21 April 2013
May	2 May 2013, 3 May 2013, 4 May 2013, 13 May 2013, 14 May 2013, 29 May 2013, 30 May 2013, 31 May 2013
June	1 June 2013, 2 June 2013, 13 June 2013, 14 June 2013, 15 June 2013
July	10 July 2013, 31 July 2013
December	9 December 2013, 10 December 2013, 27 December 2013, 28 December 2013, 29 December 2013
January	8 January 2014, 9 January 2014, 10 January 2014

Month**Dates**

February

4 February 2014, 5 February 2014

The days were selected i) to represent the whole April 2013-April 2014 period and ii) to allow the study of several months in more details (i.e., by studying several consecutive days of the months).

B2 - Integer non-linear programming problem (INLP)

The problem is to minimize Equation B2.1:

$$V(\mathbf{x}) = \left(\frac{1}{24} \sum_{j=1}^{24} \left(\left(\sum_{\omega=1}^{\Omega} (\delta_d \mathbf{x}^{\omega}) \right)_j \right)^2 \right) - \left(\frac{1}{24} \sum_{j=1}^{24} \left(\sum_{\omega=1}^{\Omega} (\delta_d \mathbf{x}^{\omega}) \right)_j \right)^2 \quad (B2.1)$$

Subject to equations B2.2-B2.5:

$$\sum_t x_t^{\omega} = \sum_t b_t^{\omega}, \forall \omega \quad (B2.2)$$

$$\boldsymbol{\beta}^T (\mathbf{x}^{\omega} - \mathbf{b}^{\omega}) \leq 2, \forall \omega \quad (B2.3)$$

$$-\boldsymbol{\beta}^T (\mathbf{x}^{\omega} - \mathbf{b}^{\omega}) \leq 0, \forall \omega \quad (B2.4)$$

$$x_t^{\omega}, b_t^{\omega} \in \{0, 1\}, \forall \omega, t \quad (B2.5)$$

Where, δ_d is the electricity consumption related to a single use of a dryer, the unknown vector \mathbf{x} is the concatenation of vectors \mathbf{x}^{ω} for all households ω , and $\boldsymbol{\mu}$ is the vector of hourly emissions factors for the day (thus $\boldsymbol{\mu}$ contains repeated values in order to have a similar size as vector \mathbf{x}). Vectors \mathbf{x}^{ω} and \mathbf{b}^{ω} represent, respectively, the optimized and BaU hourly usage of household ω 's dryer. Both \mathbf{x}^{ω} and \mathbf{b}^{ω} contain twenty-three 0 and one 1 (the latter correspond to the hour of the day the dryer is used). In the equations, $\boldsymbol{\beta}$ is a vector containing terms of an arithmetic

progression of common difference 1 and T designates the transpose operator in all equations. The integers x_t^ω and b_t^ω are the t elements of vectors x^ω and b^ω .

B3 - Supplementary results

Table B3.1: Yearly average electricity mix

	Wind	Gas	Coal	Nuclear	Hydro	Oil	Import Manitoba	Import Minnesota	Import Michigan	Import NewYork	Import Québec	Total
Yearly average mix (%)	3.7	9.9	1.0	59.7	22.7	0.9	0.1	<0.1	0.1	0.2	1.6	100

The impacts for 1 kilowatt-hour assessed with the yearly average mix in the four impact 2002+ endpoint categories are 8.3E-02 kg CO₂ eq, 2.9E-02 PDF.m².yr, 1.0E-07 DALY, and 1.2E+01 MJ.

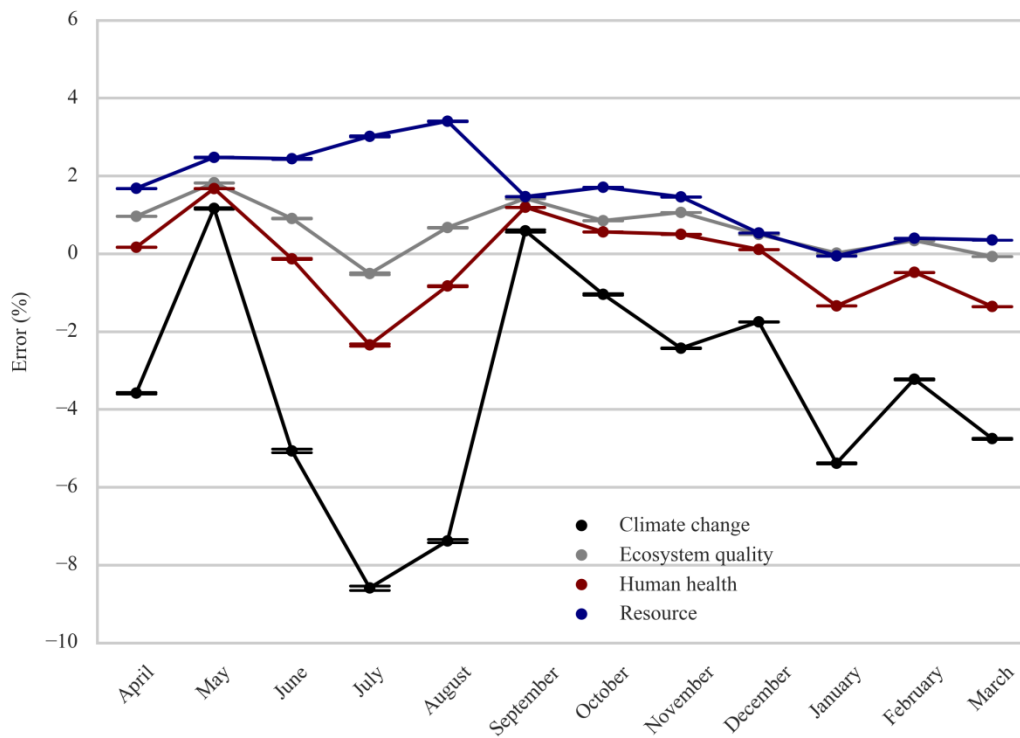


Figure B3.1: Monthly errors when neglecting temporal variation of power demand (assuming a constant monthly demand instead) in the four impacts 2002+ endpoint impact categories

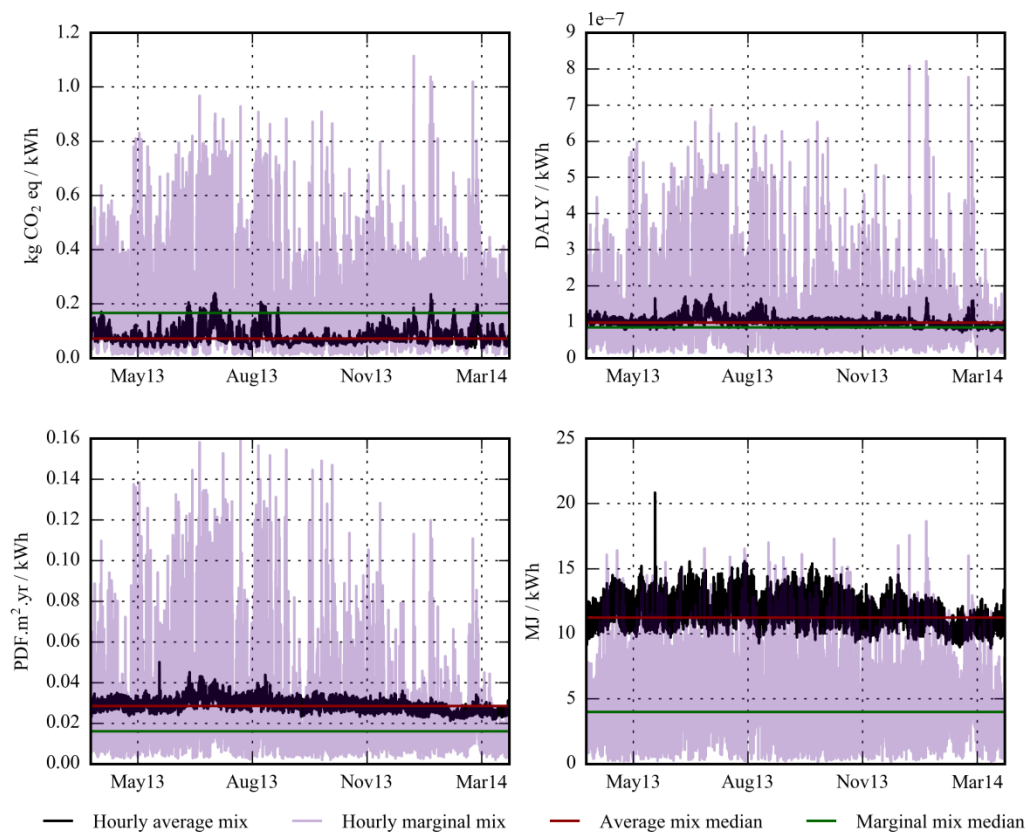


Figure B3.2: Hourly average and marginal Ontario's electricity mix impact per kilowatt-hour for the April 2013 – April 2014 period

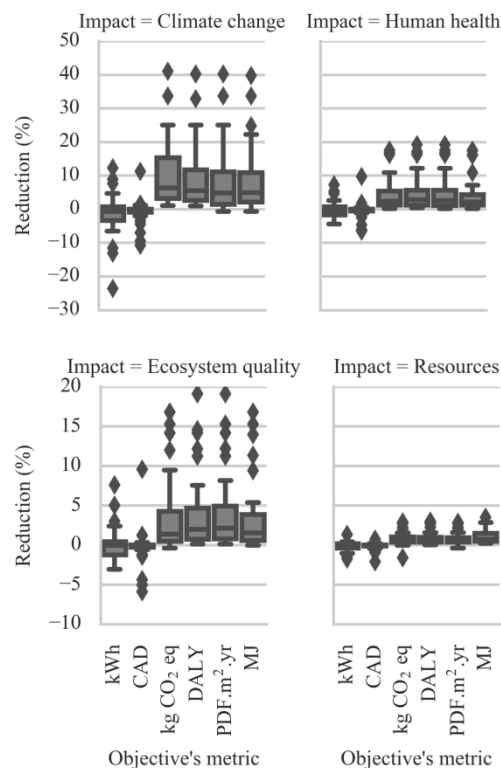


Figure B3.3: Environmental impact reduction (computed with the hybrid approach described in the main manuscript) obtained with a DSM strategy aiming at shifting 10 households' dryers loads from 0 to 2 hours later than usual (usage hour elected from the stochastic model of residential electricity consumption) with different metrics (minimization of environmental impacts is made according to hourly marginal impact factors, costs are determined from Ontario's 2013–2014 time-of-use (TOU) electricity prices (Ontario Energy Board, 2015), and the "kWh" metric designates results from the resolution of the INLP); n=30

B4 - Sensitivity analysis

Table B4.1: Percent average, standard deviation, and maximum impact reduction for each Impact 2002+ endpoint category and 30 simulations of various DSM strategies

	Climate change	Human health	Ecosystem quality	Resource
Shifting of dryer load up to 1 hour later				
Average	6.5	3.4	2.8	0.7
Standard deviation	6.4	4.0	3.7	0.6
Maximum	23.4	15.6	15.9	2.5
Shifting of dryer load up to 4 hours later				
Average	13.1	6.6	5.4	1.6
Standard deviation	13.2	7.1	6.3	1.4
Maximum	48.9	25.6	21.6	5.5
Shifting of hourly space heating load up to 1 hour later				
Average	3.9	1.1	1.2	0.6
Standard deviation	3.4	1.2	1.3	0.5
Maximum	11.5	4.3	4.7	2.0
Shifting of hourly cold appliances loads up to 1 hour later				

	Climate change	Human health	Ecosystem quality	Resource
Average	0.2	0.0	0.1	0.0
Standard deviation	0.1	0.0	0.1	0.0
Maximum	0.5	0.1	0.2	0.1
Shifting of hourly space heating, cold appliances, and dryer load up to 1 hour later				
Average	10.6	4.5	4.1	1.3
Standard deviation	5.1	3.7	3.5	0.5
Maximum	23.6	15.6	16.1	2.6

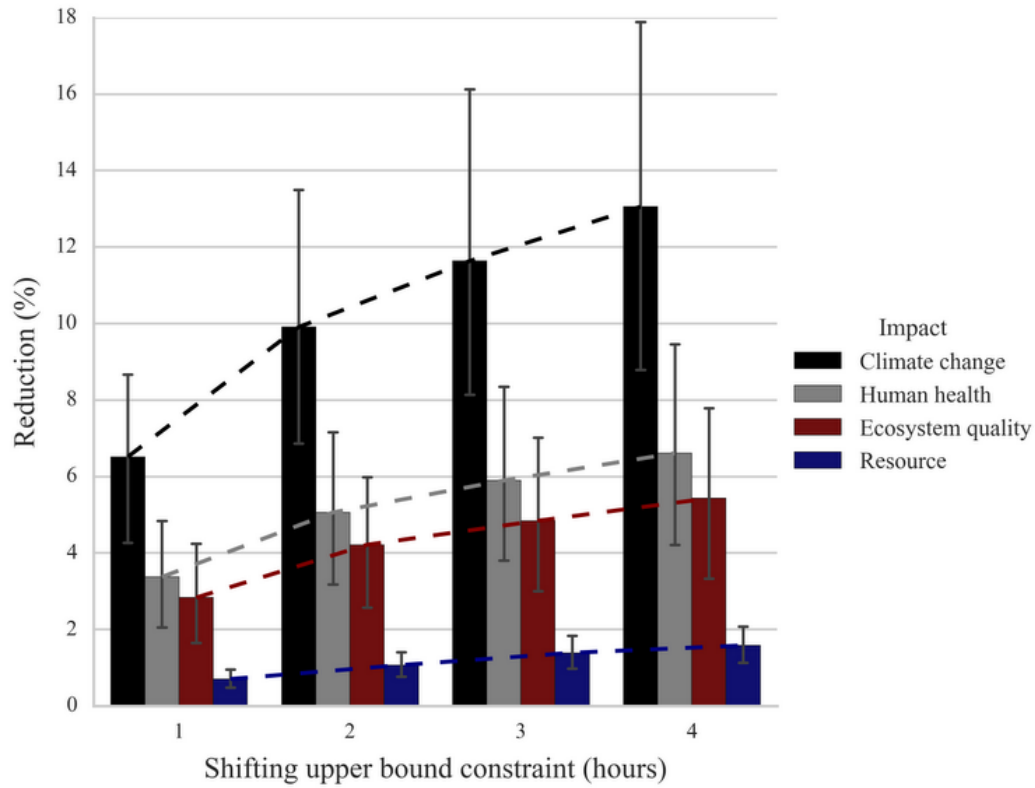


Figure B4.1: Effect of upper bound constraint (use of dryers' loads from 0-1 hour to up to 0-4 hours later than usual) on environmental impact reduction (computed with the hybrid approach described in the main manuscript); minimization of environmental impacts is made according to hourly marginal impact factors; $n=30$

ANNEXE C INFORMATIONS SUPPLÉMENTAIRES POUR L'ARTICLE PRÉSENTÉ AU CHAPITRE 6

C1 – Additional elements for the rebound effect estimation

Table C1.1: Appliances yearly electricity consumption based on (Natural Resources Canada, 2016) and PV generation based on (National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2018) (01/2011-12/2011)

Appliances	Yearly electricity consumption or generation (kWh)
Stove & oven	664
Refrigerator	455
Freezer	336
Dishwasher	98
Clothes washer	70
Dryer	795
Lighting	1112
Space heating	19607
Water heating	6274
Space cooling	1632
Other appliances	88
3-kW PV & 8-kWh battery system (based on (Adepetu & Keshav, 2016))	3534

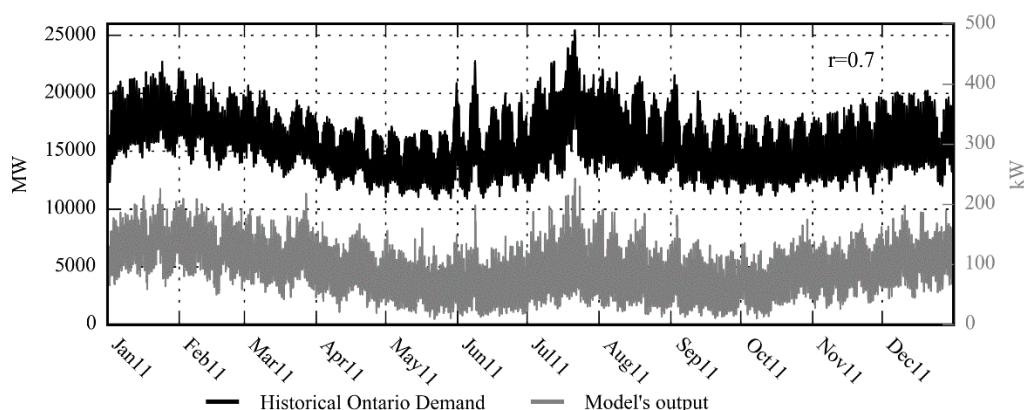


Figure C1.1: Ontario's historical load profile and load profile generated from simulations of the electricity consumption of 100 homes with the ABM, Pearson correlation coefficient between the two datasets: $r=0.7$

Table C1.2: Consequences of behavioral change on electricity load profiles (HDD = heating degree-days, CDD = cooling degree-days)

Appliance	Probability that the behavioral change is related to a certain appliance (%) (Ehrhardt-Martinez et al., 2010)		Consequence (% reduction and/or load shifting (LS))	Reference
	HDD > 0	HDD > 0		
Stove & oven	8.7	9.8	8	(Asensio & Delmas, 2015; Wood & Newborough, 2003)
Refrigerator	3.3	3.7	2 and LS	(Ueno et al., 2006)

Appliance	Probability that the behavioral change is related to a certain appliance (%) (Ehrhardt-Martinez et al., 2010)		Consequence (% reduction and/or load shifting (LS))	Reference
	HDD > 0	HDD > 0		
Freezer	3.3	3.7	2 and LS	(Ueno et al., 2006)
Dishwasher	9.8	11.0	4 or LS	(Asensio & Delmas, 2015; Hydro One Networks)
Clothes washer	9.8	11.0	4 or LS	(Abrahamse et al., 2005; Aguilar et al., 2005; Hydro One Networks)
Dryer	11.4	12.9	4 or LS	(Abrahamse et al., 2005; Aguilar et al., 2005; Hydro One Networks)
Lighting	19.6	22.1	10	(Asensio & Delmas, 2015)
Space heating	19.6	0.0	11	(Asensio & Delmas, 2015; Ueno et al.,

Appliance	Probability that the behavioral change is related to a certain appliance (%) (Ehrhardt-Martinez et al., 2010)		Consequence (% reduction and/or load shifting (LS))	Reference
	HDD > 0	HDD > 0		
				2006)
Water heating	6.5	7.4	4	(Abrahamse et al., 2005; Aguilar et al., 2005)
Space cooling	0.0	9.2	3 or LS	(Asensio & Delmas, 2015; Hydro One Networks)
Other appliances	8.2	9.2	5	(Asensio & Delmas, 2015; Cenicer0s & Bos, 2009; Ueno et al., 2006)
PV-battery system	-	-	LS	-



Figure C1.2: Evolution of spending's contributions to various commodities from 1995 to 2011

C2 – Supplementary results

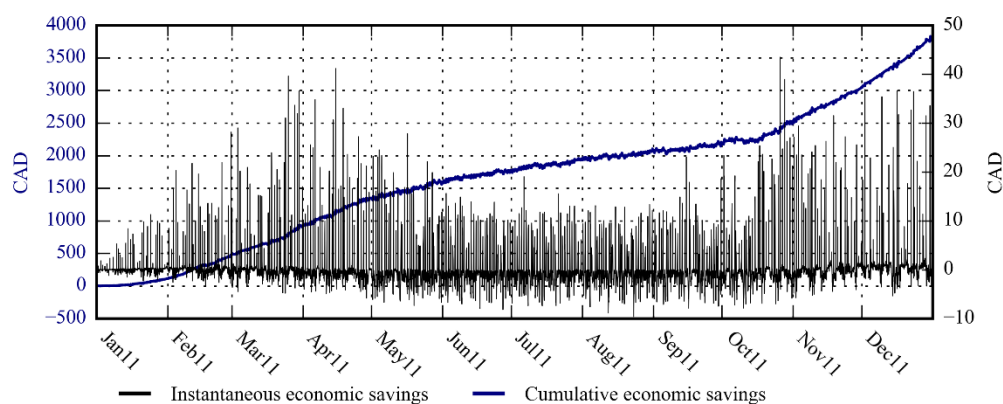


Figure C2.1: Instantaneous and cumulative economic savings for 100 smart homes

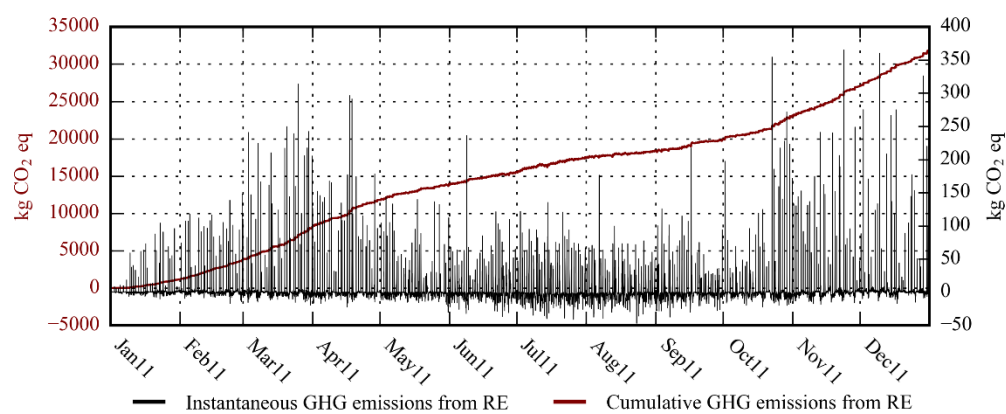


Figure C2.2: Instantaneous and cumulative net GHG emissions savings (i.e., accounting for RE) for 100 smart homes

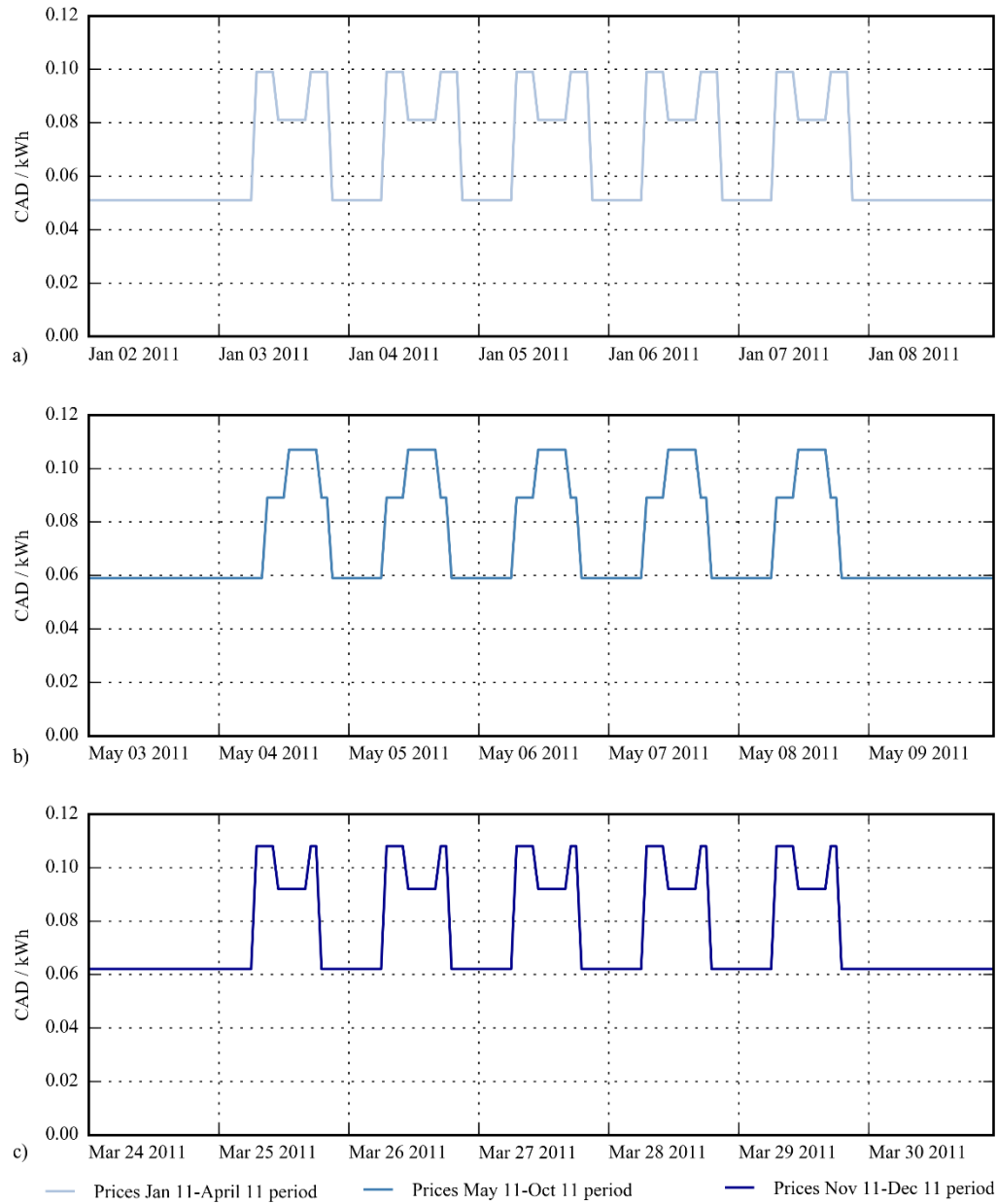


Figure C2.3: Ontario's TOU prices for 3 weeks in the 3 different price period of the simulation;
shifting the consumption of 1 kWh from 4 pm to 7 pm on May 4th, 2011 saves:

$$(0.107 - 0.059) \frac{\text{CAD}}{\text{kWh}} \times 1 \text{ kWh} = 0.048 \text{ CAD}$$

Table C2.1: Rebound effect depending on the season, the hours of the day, the day of the week of a single simulation

Period of the year	Rebound effect (%)
<i>Winter</i>	5.0
<i>Spring</i>	4.6
<i>Summer</i>	3.7
<i>Fall</i>	5.1
<i>Weekdays</i>	5.3
<i>Weekends</i>	3.6
<i>Day hours (6am-6pm)</i>	6.0
<i>Night hours (6pm-6am)</i>	2.9

Table C2.2: Heating and cooling degree days (HDD and CDD respectively) depending on the season

Period of the year	HDD	Contribution to total HDD (%)	CDD	Contribution to total CDD (%)
<i>Winter</i>	1.87E+03	55.6	0.00E+00	0.0
<i>Spring</i>	6.34E+02	18.9	5.85E+01	12.0
<i>Summer</i>	2.69E+01	0.8	4.15E+02	85.3
<i>Fall</i>	8.32E+02	24.8	1.29E+01	2.6

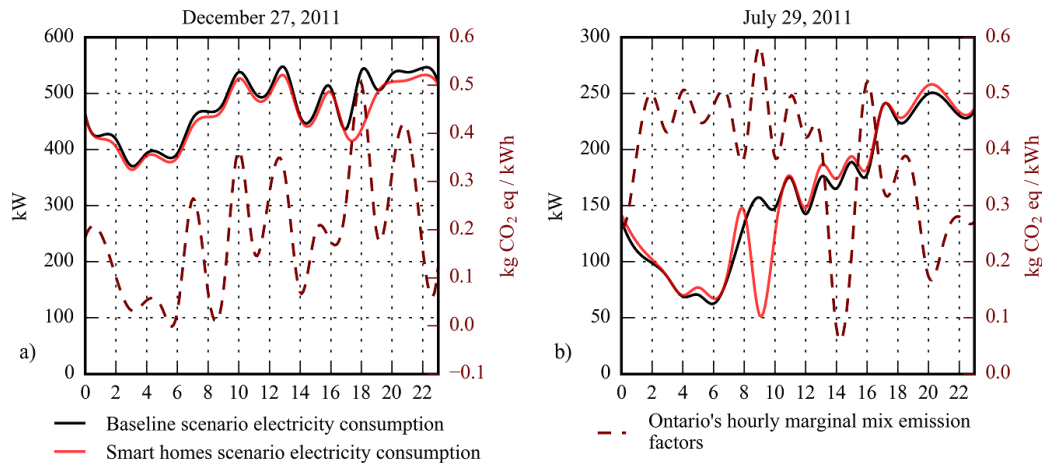


Figure C2.4: Electricity consumption of 100 households on December 27th, 2011 and July 29th, 2011 for the baseline and smart homes scenarios and emissions factors of the Ontario's hourly marginal mix

Table C2.3: The full factorial design (Montgomery, 2009), the sum of the 30 replicates RE results, their estimated effect, and their contribution for each treatment combinations; A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric; + and – designates a factor being at its high or low level respectively (see table 2 of the main manuscript)

Run	Factor			Sum of 30 replicates	Effect	Effect estimates	Percent Contribution
	A	B	C				
1	-	-	-	1.43E+00	A	-5.58E-01	4.2%
2	+	-	-	1.27E+00	B	1.88E+00	48.0%
3	-	+	-	2.59E+01	C	1.22E+00	20.3%
4	+	+	-	2.36E+01	AB	-5.02E-01	3.4%
5	-	-	+	6.64E+00	AC	-5.17E-01	3.6%

Run	Factor			Sum of 30 replicates	Effect	Effect estimates	Percent Contribution
6	+	-	+	3.42E+00	BC	1.10E+00	16.4%
7	-	+	+	1.25E+02	ABC	-4.66E-01	3.0%
8	+	+	+	6.38E+01			

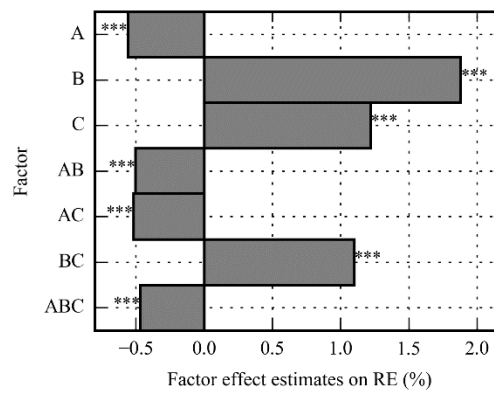


Figure C2.5: Estimated effects determined from a full factorial experiment, A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric; *** indicates that the effect of a factor was found statistically significant with a confidence level of 0.999 in the analysis of variance

Table C2.4: Estimated effect, and their contribution for each treatment combinations on RE following the full factorial experiment described in table S2.6 with the consumption as spending trends scenario; A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric; + and – designates a factor being at its high or low level respectively with B’s low level being the consumption as spending trends scenario (see table 2 of the main manuscript for a description of the other levels)

Effect	Effect estimates	Percent Contribution
A	-5.93E-02	14.8%
B	1.04E-02	0.4%
C	1.29E-01	70.3%
AB	-2.94E-03	0.0%
AC	-5.43E-02	12.4%
BC	6.81E-03	0.2%
ABC	-3.41E-03	0.0%

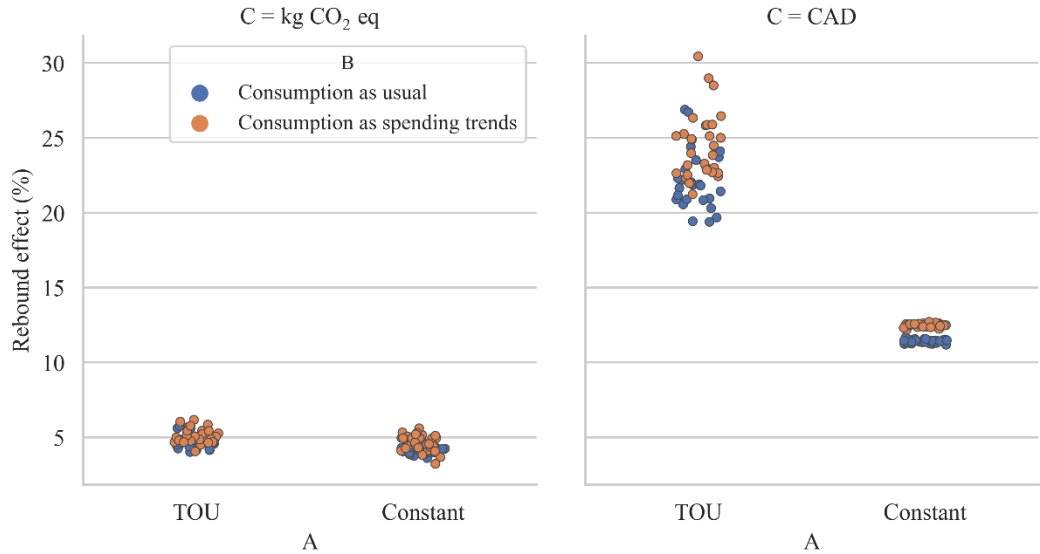


Figure C2.6: Smart homes’ rebound effect in a full factorial experiment with the consumption as spending trends scenario A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric

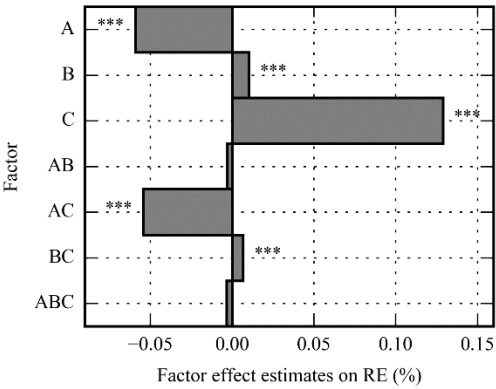


Figure C2.7: Estimated effects determined from a full factorial experiment with the consumption as spending trends scenario, A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric; *** indicates that the effect of a factor was found statistically significant with a confidence level of 0.999 in the analysis of variance

Table C2.5: The full factorial design and related average (and standard deviation) GHG emissions reductions accounting or not for RE and according to the consumption as spending trends and worst-case scenarios; A=Price scheme, B=Economic savings reallocation, C=Load shifting metric; + and – designates a factor being at its high or low level respectively (see tables C2./ and C2.4)

Run	Factor			Reduction without accounting for RE (%)	Reduction accounting for RE (%)	
	A	B	C		Consumption as spending trends scenario	Worst case scenario
1	-	-	-	10.2 (0.8)	9.7 (0.7)	9.7 (0.7)
2	+	-	-	10.3 (0.5)	9.8 (0.5)	9.8 (0.5)
3	-	+	-	10.0 (0.8)	9.5 (0.7)	1.3 (0.8)
4	+	+	-	10.2 (0.7)	9.8 (0.6)	2.1 (0.8)
5	-	-	+	3.7 (0.6)	2.9 (0.5)	2.9 (0.5)
6	+	-	+	3.6 (0.6)	3.2 (0.5)	3.2 (0.5)
7	-	+	+	3.5 (0.6)	2.7 (0.5)	-11.0 (0.8)
8	+	+	+	3.6 (0.6)	3.1 (0.5)	-4.0 (0.6)

ANNEXE D DISCUSSION CRITIQUE DE CERTAINS CONCEPTS DE LA THÈSE

Dans cette annexe, les concepts de ville intelligente, *nudges* et de l'effet rebond sont discutés.

D1 – Ville intelligente et nudges

Les concepts de *nudges*, de domiciles intelligents et plus largement de la ville intelligente amènent à s'intéresser non seulement à la dimension technique de ces problèmes, mais aussi à leur dimension humaine. Dans ce cadre, un projet d'écriture d'un livre réunissant des contributions de chercheurs de disciplines différentes a vu le jour (Caccamo, Walzberg, Reigeluth, & Merveille, À paraître). L'ouvrage se veut critique d'une vision trop technocentrée de la ville intelligente. Cependant, il cherche moins à dénoncer ou refuser cette vision plutôt qu'à (ré) injecter les dimensions sociales et politiques dans les réflexions actuelles sur le concept de ville intelligente (annexe D). L'idée centrale du livre est ainsi de fournir des éléments permettant de rendre plus « intelligible » (aux parties prenantes) le concept de la ville intelligente. Dans ce contexte, un des chapitres du livre a été écrit dans le cadre de cette thèse (annexe E).

Le point de départ de la réflexion développée dans le chapitre du livre en annexe E est à nouveau la « phase d'utilisation ». Ainsi comme pour le corpus de cette thèse la question de la façon dont les humains utilisent la technologie est posée. En 2008, le sociologue Robert Hollands avançait déjà que :

[...] les villes intelligentes doivent commencer par le côté capital humain de l'équation, plutôt que de croire aveuglement que les technologies de l'information vont automatiquement transformer et améliorer les villes [...] les villes sont plus que des fils et des câbles [...] et les personnes vivant dans ces villes méritent plus que juste cela. [...] Les véritables villes intelligentes devront prendre de plus gros risques vis-à-vis de la technologie, décentraliser le pouvoir, s'attaquer aux inégalités et redéfinir la notion d'intelligence elle-même, si elles veulent se targuer d'un titre si noble. (Hollands, 2008)

L'idée somme toute évidente de Hollands est que le succès de la ville intelligente ne tiendrait pas de la simple interconnexion d'objets, personnes et services avec les TIC, mais plutôt de l'utilisation sociale de celles-ci (Hollands, 2008). Si l'on prend l'exemple du télétravail, les TIC ne sont pas les causes premières de cette nouvelle forme de travail. Les véritables causes sont plutôt d'ordre culturel. Par exemple le fait de vouloir concilier la vie professionnelle et la vie

familiale, ou que les normes sociales s’y prêtent (Gani & Toleman, 2006). Ainsi, peu importe la technologie, si les normes induites par la culture d’une organisation ne sont pas favorables au télétravail il n’y aura peu de chance que de telles pratiques prennent place au sein de l’organisation.

Vis-à-vis de l’utilisation d’appareils électriques, Subrémon indique ainsi que les dispositions individuelles et collectives, le choix des équipements, ainsi que les usages qui en sont faits ne peuvent être facilement dissociés (Subrémon, 2011). L’auteure met également en avant l’importance des aspects culturels dans la consommation énergétique. Les différences culturelles peuvent d’abord s’observer à l’échelle des pays. Les Japonais par exemple préfèrent l’utilisation de couverture et du thé pour assurer un confort thermique dans l’habitat alors que les Norvégiens, recherchant ce même confort, chauffent toutes les pièces de la maison. D’autres recherches citées par Subrémon ont montré que les croyances religieuses ou le prestige social sont aussi des facteurs explicatifs de l’utilisation d’appareils électriques. La différence culturelle pourrait aussi intervenir au sein même du ménage, par exemple parce que différentes générations composent celui-ci, ce qui induit différents usages des appareils électriques. L’auteure argumente ainsi que :

[...] il apparaît que le maintien du confort [thermique] est une pratique sociale qui n’est pas isolée et que son processus de constitution n’a pas franchi les mêmes étapes d’une culture à une autre. Elle n’est pas uniquement fondée sur des comportements rationnels, mais dépend aussi de traditions, de la gestion intérieure de la maison, de la relation entre les sexes, des rapports de pouvoir au sein de la famille qui influent différemment selon le milieu... (Subrémon, 2011)

Les travaux de Subrémon montrent ainsi que les usages au sein de l’habitat sont pour partie liés au contexte culturel de celui-ci. Pour le cas des domiciles intelligents, prendre en compte le contexte culturel pourrait sans aucun doute renforcer leurs propensions à amorcer des changements comportementaux.

Cet exemple sur l’habitat met en lumière l’importance de prendre en compte la dimension humaine lors du développement de projets de villes intelligentes. Un rapport rédigé pour la ville de Montréal identifie ainsi 6 enjeux éthiques (par exemple la vie privée, la liberté ou encore l’indépendance des pouvoirs publics) comme étant de potentiels freins à l’acceptabilité sociale de l’infrastructure de l’internet des objets, composante essentielle des concepts de villes intelligentes actuelles (Ville de Montréal, 2018). Un autre enjeu du développement des villes intelligentes est d’accentuer encore le phénomène de fracture numérique géographique (Nandi et al., 2016).

Certaines régions rurales n'ont ainsi pas accès à autant de ressources numériques que les populations des zones urbaines. Ce manque d'infrastructures numériques peut avoir un impact sur le développement économique de la zone rurale (Nandi et al., 2016). Ce manque de développement économique peut lui-même diminuer l'intérêt des compagnies des TIC à installer les infrastructures en question, créant ainsi un cercle vicieux. Un des objectifs de la 6^e génération (6G) de standards pour la téléphonie mobile est ainsi d'être plus axé sur la dimension humaine des communications (Dang, Amin, Shihada, & Alouini, 2019). La 6G vise à résoudre le problème de la fracture numérique, en développant des technologies de communication financièrement plus abordables (Dang et al., 2019). Ces exemples illustrent certains enjeux du développement des villes intelligentes.

Le chapitre du livre en annexe E propose ainsi d'utiliser la SMA comme un outil participatif permettant d'engager les parties prenantes autour des projets de villes intelligentes et de leurs enjeux vis-à-vis du développement durable. Les avantages de l'outil de simulation comme sa faculté de représenter des agents hétérogènes seraient ainsi mis à profit, par exemple pour représenter les parties prenantes et leurs décisions. Cette approche permettrait d'ouvrir un dialogue entre les parties prenantes, renforçant à la fois la robustesse du modèle et sa capacité à générer des connaissances pour le développement d'une ville intelligente. Autrement dit, il s'agirait de rendre le fonctionnement des processus de la ville intelligente plus intelligibles aux parties prenantes. De telles approches participatives de la SMA ont par ailleurs déjà été mises à profit, par exemple pour l'étude de la gestion des ressources renouvelables (Le Page, Becu, Bommel, & Bousquet, 2012).

La SMA est cependant limitée par la validité des résultats des simulations (Grüne-Yanoff, 2009; Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). Grüne-Yanoff avance ainsi que la capacité de la SMA à générer l'*explanandum* n'est pas suffisante à assurer une explication causale du phénomène étudié. En effet, selon l'auteur plusieurs SMA basés sur des *explanans* différents peuvent générer les mêmes résultats. Le manque de validité du modèle peut par ailleurs limiter sa valeur prédictive (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). Il est donc crucial de baser les règles du modèle sur des théories validées empiriquement et d'effectuer un aller-retour entre théories et SMA (Grüne-Yanoff & Weirich, 2010). Cette critique n'est pas bien sûr cantonnée à la SMA, mais s'applique aussi à la modélisation en général (Calude & Longo, 2017).

Ces dernières années, l'essor de l'analyse des données massives (par exemple avec des algorithmes d'apprentissage machine) a ainsi remis en question l'utilité des modèles (Breiman, 2001; Calude & Longo, 2017). Selon Breiman, ils existent deux façons d'obtenir des informations à partir de données : la première cherche à identifier et modéliser les mécanismes mis en jeu alors que la seconde traite les mécanismes comme inconnus et cherche seulement à reproduire le phénomène étudié grâce à un algorithme d'apprentissage machine (par exemple un réseau neuronal artificiel ou une forêt aléatoire) (Breiman, 2001). La seconde permet dans bien des cas de meilleures prédictions qu'avec des modèles (Breiman, 2001) et a permis le développement de l'analyse de données massives (Calude & Longo, 2017). Bien que les algorithmes d'apprentissage machine soient d'excellents outils de prédiction, ils ont été critiqués pour leur manque de pouvoir explicatif (Breiman, 2001; Calude & Longo, 2017).

La SMA permet en revanche d'obtenir une explication *fonctionnelle* potentielle du phénomène étudié (Grüne-Yanoff, 2009). Ce type d'explication permet de comprendre comment un système réel se comporterait sous différentes conjonctures. Une solution pour à la fois pallier le manque de pouvoir explicatif des algorithmes d'apprentissage et le faible pouvoir prédictif de la SMA serait donc de combiner ces deux approches (Rand, 2019; Zhang et al., 2016b). Dans une étude sur l'adoption de panneaux solaires, Zhang et al. ont ainsi déterminé les règles du modèle de SMA avec un algorithme d'apprentissage machine (partie prédictive du modèle) (Zhang et al., 2016b). Dans leur approche, la SMA permet, elle, de modéliser la complexité provenant de la pression par les pairs lors de l'adoption des panneaux solaires et permet de tester différents scénarios de manière à éclairer les politiques publiques (partie explicative du modèle). Le chapitre de l'annexe E ouvre ainsi sur la possibilité de combiner SMA et analyse de données massives avec des algorithmes d'apprentissage profond pour étudier la ville intelligente.

Un autre concept relié à la ville intelligente est celui de *nudge* (Ranchordás, 2019). Un *nudge* est défini comme :

Toute architecture de choix (le contexte dans lequel des individus sont amenés à prendre des décisions) qui altère les comportements des individus d'une manière prévisible sans interdictions de certaines options ou incitatifs économiques. (Thaler & Sunstein, 2008) (traduction libre)

Un exemple pratique de *nudge* est l'inclusion d'un message qui se rapporte à une norme sociale lors de la collecte des impôts en retard au Royaume-Uni (Hallsworth, List, Metcalfe, & Vlaev,

2017). Les auteurs de l'étude ont ainsi montré qu'inclure un message comme « neuf personnes sur dix payent leurs impôts à temps » dans la lettre envoyée aux retardataires augmente la rapidité du paiement des impôts.

Trois types de *nudges* existent. Les premiers viennent exploiter les défauts du système 1 (responsable des décisions instinctives). C'est par exemple le cas des lignes qui sont tracées de plus en plus proche les unes des autres sur la route de Lake Shore Drive à Chicago (Thaler & Sunstein, 2008). Donnant l'impression d'accélérer, ces lignes induisent les automobilistes à réduire leurs vitesses avant une courbe prononcée de la route (figure D1.1). Le second type de *nudges* vise à pallier les défauts du système 1. Un exemple est la conception de l'emballage de certains médicaments qui vise à éviter les oublis (Thaler & Sunstein, 2008). Le dernier type de *nudges* cherche également à pallier les défauts du système 1, cette fois-ci à l'aide d'un apport d'information supplémentaire pour aider à la prise de décision. C'est par exemple le cas du retour d'information sur la consommation énergétique (Delmas et al., 2013; Thaler & Sunstein, 2008). Les *nudges* peuvent également être classés selon leurs buts : promouvoir le bien-être collectif ou promouvoir le bien-être individuel (Barton & Grüne-Yanoff, 2015).

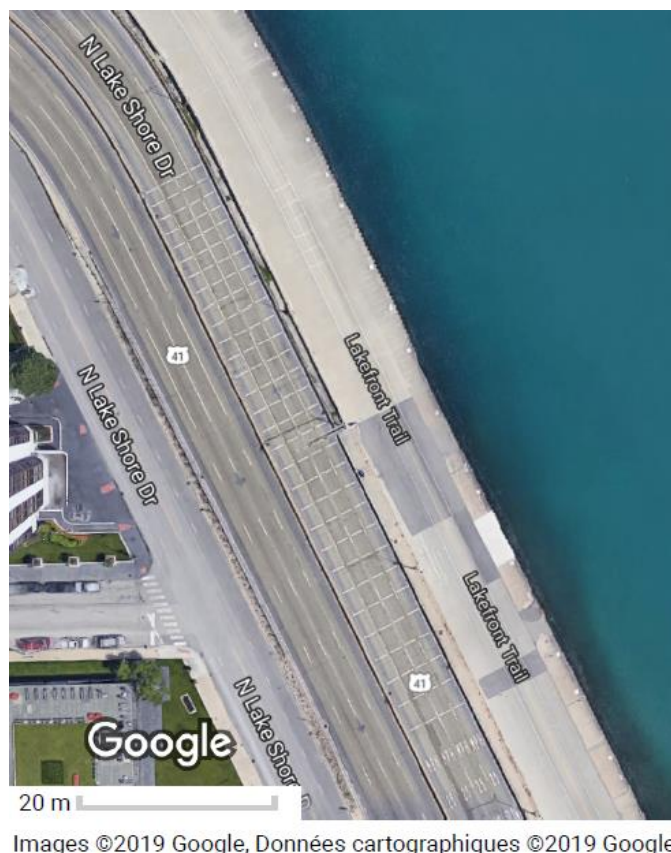


Figure D1.1 : Lake Shore Drive, Chicago, IL, USA (Google, 2019)

Depuis ses premiers développements, le concept de *nudging* a suscité de vifs débats (Barton & Grüne-Yanoff, 2015). Dans une satire, Nassim Taleb explique certains événements d'actualité comme le Brexit par une forme de rébellion des populations face aux tentatives des gouvernements à leur dire quoi manger, quoi faire, ou quoi penser, par exemple à l'aide des *nudges* (Taleb, 2018). Dans un autre registre, Grüne-Yanoff se questionne sur l'attribution du prix Nobel 2017 à Richard Thaler (un des fondateurs de l'économie comportementale et de la théorie des *nudges*) du fait des nombreuses questions méthodologiques et fondamentales qui restent à répondre en économie comportementale (Grüne-Yanoff, 2017).

Ainsi, une des questions à résoudre est l'impact des *nudges* sur la vie privée. Il est difficile de trouver une architecture de choix qui convient à tous les individus. Alors que Thaler et Sunstein proposent d'utiliser l'architecture de choix qui obtiendrait une majorité d'approbations, cette situation est loin d'être idéale. Une possibilité serait donc de personnaliser l'architecture de choix afin de satisfaire les préférences de chacun. Cette option est particulièrement séduisante dans le cadre de la ville intelligente où de plus en plus de données seront disponibles. Cependant, cette

solution se heurte à nouveau à un problème : s'enquérir des préférences des individus, y compris vis-à-vis de leur vie privée, c'est déjà enfreindre celle-ci (Barton & Grüne-Yanoff, 2015).

Une seconde préoccupation est la préservation de l'autonomie des individus. Les *nudges* sont supposés garantir la liberté de choix des individus⁸ et ils ne sont donc pas supposés être coercitifs (Grüne-Yanoff, 2017). Il est donc important qu'un certain niveau de transparence soit conservé, ainsi que la possibilité pour l'individu de se retirer du mécanisme du *nudge* afin de prendre une décision réfléchie (Barton & Grüne-Yanoff, 2015). Aux vues de leur potentiel coercitif, l'utilisation du *nudging* par les gouvernements doit aussi être justifiée et transparente (Barton & Grüne-Yanoff, 2015).

Enfin, une dernière question à résoudre est la persistance des changements comportementaux induits par les *nudges*. Les individus peuvent reprendre les habitudes que les *nudges* visaient à changer. Cette question implique de mieux documenter à la fois les mécanismes latents des *nudges* de manière à comprendre pourquoi leur effet s'estompe et éventuellement y remédier, ainsi que de conduire des expériences prenant place sur de longues durées pour mettre en lumière l'absence de persistance ou non pour différents types de *nudges* (Barton & Grüne-Yanoff, 2015).

Plusieurs expériences ont pu cependant démontrer l'effet du *nudging* sur les changements comportementaux (Arno & Thomas, 2016; Asensio & Delmas, 2015; Delmas et al., 2013; Hallsworth et al., 2017). Une méta-analyse sur l'application des *nudges* pour influencer les régimes alimentaires d'adultes a par exemple montré que ceux-ci entraînaient une augmentation de 15.3 % en moyenne dans le choix d'aliments plus sain (Arno & Thomas, 2016). Aux vues de leurs coûts souvent plus faibles par rapport à d'autres types de mesures (Arno & Thomas, 2016), les *nudges* ont ainsi gagné en popularité auprès des gouvernements (Chen, Bendle, & Soman, 2017). De plus lors de sondages, les citoyens sont généralement majoritairement favorables à ce type d'approche (Sunstein, 2015). Aux vues de ces éléments, il ne fait donc pas de doute que les *nudges* seront de plus en plus appliqués, par exemple dans les villes intelligentes. Il est ainsi crucial que les questions soulevées ci-dessus à propos de l'impact du *nudging* sur l'autonomie, la

⁸ Dans l'exemple de la figure D1.1, il est toujours possible à l'automobiliste de comprendre qu'il n'est pas vraiment en train d'accélérer et il est donc toujours libre dans son choix de réduire, maintenir ou augmenter sa vitesse (à ses propres risques et périls).

vie privée et les changements comportementaux trouvent des réponses. Vis-à-vis de la consommation énergétique, Subrémon arrive au même constat et appelle ainsi les sciences sociales à s'intéresser de plus près au *nudging* (Subrémon, 2011).

D2 – Effet rebond

Le chapitre 2 mentionne que l'existence d'une définition commune de l'effet rebond est une autre des limites de la recherche actuelle (Font Vivanco et al., 2016a). D'une définition purement économique, le concept d'effet rebond a été élargi par l'écologie industrielle. Cet élargissement pose cependant un problème vis-à-vis de la distinction des mécanismes en jeux. Vivanco et al. expliquent, par exemple, que l'effet rebond peut être confondu avec de simples effets inattendus, mais ne faisant pas intervenir les mécanismes typiques de l'effet rebond (c.-à-d. le changement de consommation ou de production faisant suite à un changement dans la disponibilité d'une ressource, lui-même attribuable à un changement d'efficacité du système (Vivanco & van der Voet, 2014)). Trois exemples illustrent des cas d'effets secondaires proche de l'idée d'effet rebond, mais qui n'impliquent pas les mêmes mécanismes.

Le premier exemple provient d'une étude sur l'hébergement pair-à-pair (par exemple Airbnb). Alors que l'aspect socioculturel de ce type d'hébergement est souvent cité comme un de ses attraits (par exemple par la rencontre plus facile d'habitant locaux), ce que l'on pourrait appeler un impact social positif, un effet inattendu de ce type d'hébergement est la diminution de la tranquillité, de la propreté ou encore du sentiment de sécurité dans les quartiers abritant les logements pair-à-pair, du fait de l'accroissement de touristes (Tussyadiah & Pesonen, 2015). Bien que le mécanisme de l'effet rebond décrit plus haut ne s'applique pas, la composante d'atténuation possible des effets positifs d'un changement au système étudié ainsi que son caractère inattendu sont, dans cet exemple, des éléments communs avec l'effet rebond décrit dans ce chapitre et le chapitre 2.

Le second exemple est celui de l'achat de produits de seconde main. Une étude française a ainsi démontré que certains consommateurs étaient plus susceptibles d'effectuer des achats impulsifs lorsque ceux-ci étaient d'occasion (Parguel, Lunardo, & Benoit-Moreau, 2017). Les auteurs concluent ainsi que les avantages environnementaux de la réutilisation d'objet d'occasion pourraient être atténués par un accroissement de la consommation du fait de l'augmentation des

achats impulsifs. Il est possible de constater à nouveau dans cet exemple des similarités avec la notion d'effet rebond bien que le mécanisme en jeu soit différent.

Le dernier exemple concerne la rénovation et la réutilisation de vidéos projecteurs usagers (Cheung, Berger, & Finkbeiner, 2018). Les auteurs de l'étude montrent que celle-ci permet une réduction des impacts environnementaux. Cependant, l'étude conclut aussi que si l'efficacité énergétique d'un nouvel appareil est 10 % supérieure à celle de l'appareil rénové et réutilisé, les impacts environnementaux liés à la rénovation et réutilisation d'un vidéo projecteur peuvent être supérieurs à ceux d'un vidéo projecteur neuf. Là encore, un écart peut apparaître entre les bénéfices environnementaux escomptés et réels de la réutilisation, mais les mécanismes en jeu sont différents de ceux de l'effet rebond. Il est aussi possible de noter que dans les deux cas (de l'achat d'un vidéo projecteur usager ou de l'achat d'un vidéo projecteur plus efficace), un effet rebond (cette fois-ci au sens de Vivanco et al.) peut apparaître du fait d'économies monétaires.

Dans les trois exemples, on remarque des effets inattendus qui viennent compromettre l'objectif initial du système étudié vis-à-vis du développement durable, des points similaires à l'effet rebond. Cependant comme le premier exemple l'a illustré les effets secondaires étudiés ne sont pas cantonnés aux impacts environnementaux. On remarque par ailleurs que ces trois exemples sont issus de la consommation collaborative, un sous-ensemble de l'économie circulaire, qui comme sa parente, vise à opérationnaliser le développement durable (CIRAIG, 2015). La consommation collaborative se définit comme un mode de consommation qui permet aux consommateurs à la fois de fournir et d'obtenir un produit ou un service de manière permanente ou temporaire directement de consommateur à consommateur (de pair-à-pair) à travers la médiation d'une tierce partie ou non (Belk, 2014; Ertz, Durif, & Arcand, 2016). Comme mentionnés au chapitre 2, certains modèles d'affaires proposés dans le cadre du développement des systèmes électriques intelligents, sont des exemples de modèles collaboratifs : les prosommateurs produisant et échangeant de l'électricité de pair-à-pair (Wainstein & Bumpus, 2016).

Ces réflexions sur l'effet rebond ont ainsi amené à une collaboration avec Geoffrey Lonca et le professeur Jonathan Deschênes dans le cadre de ce doctorat afin de classer les différents types d'effets indésirables de la consommation collaborative et d'en détailler leurs mécanismes. Une telle étude systématique n'a, pas encore été entreprise. En partant de la littérature sur l'effet

rebond, un effet indésirable est défini comme étant inattendu et pouvant compromettre l'objectif initial (de durabilité) du système étudié. Une étude Delphi a ensuite été conduite de manière à en apprendre plus sur les effets indésirables de la consommation collaborative.

La méthode Delphi a été choisie, car il n'existe que peu de littérature sur le sujet, de plus cette méthode offre plus de flexibilité qu'un sondage et évite certains inconvénients de la méthode de *brainstorming* comme l'appropriation du temps de parole par certains participants. La méthode consiste à l'identification d'experts auxquelles une question de recherche est posée. Les réponses des experts sont ensuite compilées et renvoyées à tous les participants de manière itérative jusqu'à ce qu'un consensus sur la réponse à la question de recherche apparaisse.

Dans ce projet, 10 experts du monde académique et 3 experts praticiens de la consommation collaborative ont été interrogés. La question de recherche suivante « identifier des effets indésirables potentiels de la consommation collaborative » a été posée aux experts. Pour les aider à répondre, 6 caractéristiques de la consommation collaboratives ont été déterminées (rôle du consommateur, type d'échange, compensation de l'échange, rôle du web et mécanisme de confiance sous-jacent). Il a ensuite été demandé aux experts de donner des réponses pour chaque caractéristique. À la fin de cette phase, 150 réponses ont été obtenues. La figure D2.1 montre trois exemples de réponse des experts (en anglais). On constate que l'effet rebond est mentionné par un des experts. Il semble donc s'insérer dans la catégorie plus large des effets indésirables.

Role of consumer	Compensation	Place of the web
<ul style="list-style-type: none"> • "If a CC organization does not allow consumers to be both obtainer and provider there is a "sharewashing"-type situation" 	<ul style="list-style-type: none"> • "Economic rebound when compensated when the price exchange is lower than another "non-collaborative" option" 	<ul style="list-style-type: none"> • "Social divide because older people may not use internet, but also because for most platforms owning a credit card is required"

Figure D2.1 : Exemples de réponses lors de l'étude Delphi

Après avoir éliminé les réponses redondantes, 122 affirmations ont été obtenues. La figure D2.2 montre la répartition de ces affirmations en fonction des caractéristiques de la consommation collaborative. À partir de la figure, on peut remarquer que les réponses des experts sont assez

également réparties entre les différentes caractéristiques de la consommation collaborative définies plus haut. Il est peu probable que ce résultat soit simplement dû à la conception de l'étude, car plusieurs experts n'ont donné des affirmations que pour une partie des 6 caractéristiques. Enfin, on peut remarquer que le rôle du consommateur et le rôle du web sont les deux caractéristiques de la consommation collaborative où peuvent apparaître le plus d'effets indésirables selon les experts.

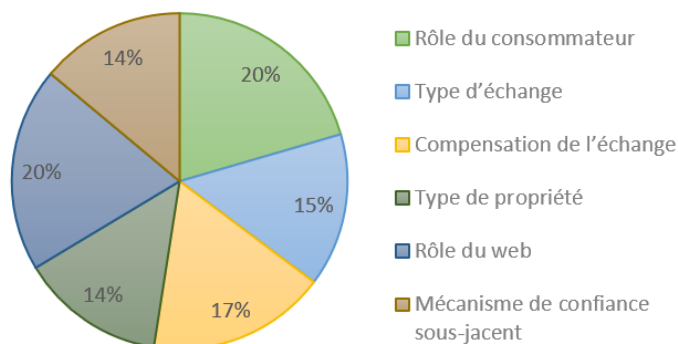


Figure D2.2 : Répartition des réponses des experts par caractéristiques de la consommation collaborative

Finalement, l'analyse des affirmations des experts a permis d'identifier 16 grands types d'effets indésirables. Du côté de l'acquéreur, les effets indésirables peuvent être reliés : au produit/service (par exemple défectueux), à la vie privée, à la marginalisation de certains individus, au prix (par exemple l'absence de prix de marché réel) et à la plateforme web. Du côté du fournisseur, les effets indésirables peuvent être également reliés à la vie privée, aux règlements et lois, à la dévaluation du produit/service fourni, à l'insécurité de l'emploi (par exemple, un manque de protection en cas de faillite). Au niveau du système, l'augmentation des impacts environnementaux, la destruction de la cohésion sociale, la perversion des valeurs premières de la consommation collaborative, les pratiques illégales, les problèmes de compétition et de circulation du capital ainsi que ceux entourant les taxes sont autant d'effets indésirables potentiels. Les types d'effets indésirables regroupant le plus d'affirmations sont l'augmentation des impacts environnementaux et les problèmes reliés au produit/service.

Ces résultats permettent de répondre en partie au besoin de clarification du concept de l'effet rebond par rapport à d'autres types d'effets qui constituent une limite actuelle de la recherche sur l'effet rebond (voir chapitre 2). Pour cela le concept d'effet indésirable est proposé. Celui-ci

engloberait l'effet rebond et partagerait avec lui un caractère inattendu et sa faculté de compromettre potentiellement les objectifs de durabilité visés par le système étudié. Le concept a été construit dans le cadre de la consommation collaborative, mais il pourrait être étendu à d'autres cas. Le concept permet aussi d'inclure non seulement les impacts environnementaux, mais aussi les impacts sociaux. Ainsi il pourrait par exemple être utilisé dans le cadre d'analyses de durabilité du cycle de vie. Une récente étude sur l'effet rebond des TIC va également dans ce sens bien que la méthode utilisée diffère (Joyce et al., 2019).

Ce chapitre a présenté des réflexions qui se sont posées dans le cadre de la thèse, mais qui n'ont pas directement fait l'objet d'une publication scientifique dans un journal spécialisé (bien que certaines ont été abordées dans le chapitre de livre présenté en annexe E). Le chapitre suivant discute des limites du projet doctoral et propose des recommandations pour de futures recherches.

ANNEXE E INTRODUCTION DU LIVRE « DE LA VILLE INTELLIGENTE À LA VILLE INTELLIGIBLE »

Introduction

Tyler Reigeluth, Julien Walzberg, Emmanuelle Caccamo

La ville grouille et s'empresse. L'espace urbain a toujours été synonyme de densité, de vitesse et de foisonnement. Toutefois, le phénomène d'urbanisation qui s'amplifie depuis la Révolution industrielle tend aujourd'hui à se propager à une échelle planétaire inédite. Alors qu'elle semble se déployer sans fin, cette urbanisation produit en même temps les limites de sa propre expansion. Pollution des écosystèmes et de la biosphère, congestion et surpopulation des infrastructures d'habitation et de transport, précarisation des modes de vies, délocalisation de la production industrielle, autant de dynamiques qui semblent indiquer que la ville, dans sa forme *normale*, ne peut continuer à croître indéfiniment sans produire en même temps une crise profonde de l'organisation sociale, économique et environnementale liée à la vie urbaine. À travers sa propre mitose, la reproduction de la forme urbaine risque bien de devenir monstrueuse. Depuis longtemps déjà, de nombreux auteurs, architectes/urbanistes et penseurs ont prévu ou imaginé cette dynamique d'hypertrophie pathologique de la ville future. La réalisation de cette dynamique est toujours compliquée à diagnostiquer du *dedans* et le présent ouvrage ne cherche pas à répéter des discours du type « c'était mieux avant » ou « nous courrons à notre perte ». Il semblerait néanmoins que la crise en gestation et longtemps annoncée exhibe un certain nombre de symptômes d'ordre systémique, pour laquelle le diagnostic ne peut être local ou limité. Face à l'ampleur de la crise urbaine, de plus en plus de villes moyennes et grandes prennent l'initiative de se positionner comme modèle à suivre, comme ville du futur, ville faisant preuve d'« intelligence » face aux pressions structurelles engendrées par son propre essor.

Cette intelligence prend le plus souvent la forme de solutions techniques « innovantes » qui permettraient d'optimiser les flux et comportements qui composent l'espace urbain. Ce faisant, l'espace des possibles, ainsi que les solutions qui en font partie, est envisagé comme un problème d'ordre technique dont le caractère innovant ou inventif est souvent soustrait au débat public, à l'engagement des communautés concernés ou aux considérations sociales, culturelles et politiques plus larges. Ce qui s'annonce comme « intelligent » est toutefois rarement *intelligible*, au sens où les solutions envisagées permettraient non seulement de résoudre un problème donné de manière optimale, mais contribueraient en outre à une compréhension plus profonde des phénomènes qui affectent nos formes de vie urbaines. Réclamer une ville qui soit *intelligible* implique que nous posions la question de son sens, d'où elle va et de ce qu'elle signifie pour celles et ceux qui l'habitent.

L'ensemble des contributions réunies ici cherchent à questionner le discours, l'idée, le projet qui s'impose avec une évidence de plus en plus hégémonique selon lequel il serait possible de résoudre les crises contemporaines du modèle urbain en déployant un arsenal de pratiques et de techniques de modélisation et de prédictions algorithmiques basées sur la production et le traitement de données massives. Cet arsenal implique le déploiement de nouvelles infrastructures (capteurs, détecteurs, centre de stockage de données, réseaux avec et sans fils, etc.), de nouvelles logiques d'intervention (prédiction, veille de données, analyse en temps réel, etc.) et de nouvelles pratiques sociales (transformations de l'urbanisme et de l'architecture ou de la gestion des services urbains et la représentation politique municipale, etc.).

L'élan de cet ouvrage est certainement critique, mais non au sens d'une simple dénonciation ou refus. Il s'agit plutôt de remettre en cause, de manière raisonnée et plurielle, l'évidence des solutions et l'espace des possibles s'imposant dans les débats contemporains sur la ville « intelligente ». Les contributions proposent ainsi des perspectives diverses à partir desquelles il serait possible d'envisager d'autres formes de vie urbaines. Loin de contourner la question technique, nous cherchons davantage à lui rendre ses dimensions sociales et politiques, à un en faire un problème à partir duquel réfléchir et agir. En somme, nous espérons montrer à travers les différentes approches proposées que c'est seulement lorsqu'un phénomène ne va plus de soi qu'il peut commencer à devenir intelligible.

*

Le premier texte de cet ouvrage se penche sur le thème de la « ville intelligente » et la démocratie : quels défis les villes intelligentes et le déploiement des nouvelles technologies posent-elles à la démocratie? Dans « La ville intelligente : défis pour la démocratie », Jean-François Gagné traite de différentes thématiques allant de la marginalisation sociale à la perte d'autonomie politique en passant par le décalage entre les actes (im)posés par les acteurs de l'industrie du numérique et l'État de droit. Gagné examine en dernier lieu l'idée de « participation algorithmique », à savoir un mode de participation politique que la collecte de données massives sur les citoyennes et citoyens rendrait possible. Ce mode de participation auquel d'aucuns rêvent se présenterait comme une réponse au désintéressement de la population aux modes électoraux classiques, notamment au niveau municipal. Renouveler les modalités de participation citoyenne aux orientations des politiques gouvernementales par ce biais pose néanmoins de nombreux enjeux en termes de représentativité, de libertés et de vie privée.

Si l'arsenal technologique de la ville numérique tire profit d'une crise de la démocratie, Joëlle Gélinas et Fabien Richert, dans leur texte « La ville intelligente : entre privatisation et privation d'une vie urbaine multidimensionnelle », proposent de considérer un autre contexte de crise qui a permis l'émergence des « villes intelligentes ». D'un point de vue socio-économique, les projets de villes connectées constituent une nouvelle manière de surmonter les crises systémiques du capitalisme, notamment par l'accaparement marchand de nouvelles sphères d'activité par les entreprises du numérique. À rebours de ces projets, qui posent entre autres des enjeux de surveillance, les deux auteurs remobilisent le concept de « droit à la ville » d'Henri Lefebvre. Ils critiquent en ce sens le réductionnisme technocratique et l'unidimensionnalité des « villes intelligentes ».

Le déferlement technologique et ses enjeux dépassent souvent l'entendement et un détour par des images fictionnelles, par les œuvres littéraires notamment, peut offrir une manière de saisir plus finement et avec une plus grande acuité les phénomènes les plus immédiats. Deux chapitres font ainsi le pari de poursuivre la réflexion en passant par la fiction. Dans son texte « Don de soi et servitude volontaire », Simon Levesque réfléchit aux implications éthiques et politiques de la « ville intelligente » et de la gouvernementalité algorithmique à travers *Les Géants*, récit quasi prophétique de J.M.G Le Clézio. Tirant parti de la clairvoyance du romancier, Levesque

s'intéresse particulièrement aux logiques d'alimentation des réseaux de mégadonnées qui reposent sur un don de soi – plus ou moins conscient – et sur une forme renouvelée de servitude volontaire. Il discute de la dimension politique des formes du don de soi valorisées aujourd'hui par les utopies du marché et les formes de l'idéologie technophile.

Avec son texte « Dans le temps de la ville transparente », Tyler Reigeluth s'intéresse quant à lui à l'image de la ville dans la nouvelle de l'écrivain J. G. Ballard, « Chronopolis ». Il perçoit « une étrange familiarité avec la ville dite “intelligente”, cette ville hypertrophiée par les objets numériques connectés en tous genres, une ville enfouie dans des couches de réseaux avec et sans fils qui s'enchâssent et se superposent », et la ville fictionnelle imaginée par Ballard. Ce passage par la fiction afin de penser le présent permet de mettre au jour les façons dont la technique fabrique la ville et l'espace urbain. Prenant appui sur la société inventée par Ballard, Reigeluth souligne également la fétichisation de la transparence dans le cadre des projets de « ville intelligentes ». Cette fétichisation s'accompagne d'une invisibilisation des médiations techniques et politiques qui mine l'intelligibilité du système. Pour l'auteur, mener une telle réflexion conduit nécessairement à remettre en question les principes de notre culture technique.

Les projets de villes « intelligentes » promettent également un espace urbain plus « durable ». Trois textes s'interrogent sur cette dimension, à la fois d'un point de vue des impacts environnementaux et de l'écologie politique. Dans son texte « La ville intelligente est-elle écologique? La simulation multi-agent pour appréhender la durabilité de la ville intelligente », Julien Walzberg discute des enjeux écologiques des technologies numériques de l'information et de la communication (TNIC). Plus largement, il se demande si la ville « intelligente » est soutenable et questionne les façons de mesurer cette soutenabilité. Passant en revue différentes études sur le sujet, l'auteur met de l'avant différents facteurs, à l'exemple de l'effet rebond, du contexte sociotechnique, des comportements humains, qui doivent être pris en compte dans cette mesure. Walzberg examine les avantages et les limites de différents modèles de mesure et souligne, en bout de ligne, les difficultés de conclure que la « ville intelligente » réglera *de facto* les problèmes environnementaux engendrés par l'urbain.

Emmanuelle Caccamo questionne à son tour la trajectoire de la ville numérique. Dans son texte « Vers une trajectoire alternative et décroissante. Critique de la “numérisation” croissante de la société », l'auteure aborde et déconstruit les arguments avancés par les promoteurs de la « ville

intelligente », notamment l'argument environnemental. Si les technologies numériques sont gourmandes en ressources, alors une ville intelligente soutenable ne serait-elle pas justement celle qui se défait de ces technologies? L'auteure remet en question l'absence de débat sur la trajectoire du « tout-numérique » et propose d'imaginer un autre rapport à la culture numérique.

Nous verrons ensuite dans le chapitre de Jérôme Pelenc, intitulé « Une critique de la ville intelligente depuis les marges (r)urbaines en résistance », que des trajectoires alternatives à la ville connectée existent. Les marges urbaines en résistances proposent une trajectoire radicalement différente de celle de la ville numérique. Le chapitre de Pelenc pose comme hypothèse que le passage de la ville « intelligente » à la ville « intelligible » ne peut se faire que par une réappropriation « par le bas ». À travers trois exemples de marges urbaines en résistance, l'auteur discute la réappropriation de savoir-faire, de l'espace et de luttes, qui préfigurent certaines transformations sociales à venir. Le texte nous rappelle que cette vision n'est pas plus utopique que celle d'une ville numérique optimisée qui résoudrait tous nos problèmes. Ces deux trajectoires, en s'affrontant, permettent d'ouvrir le débat démocratique aux citoyen·ne·s en les plaçant face à des réelles alternatives politiques.

Enfin, Nicolas Merveille appréhende les modes de fonctionnement dissimulés de la ville numérique. Dans son essai « Anthropologie de l'algorithmique », l'auteur conçoit que les algorithmes peuvent être qualifiés de « magiques » en ce qu'ils cherchent à cacher leurs *modus operandi* aux citoyens.

Par leur variété d'approche, ces contributions tâchent de répondre de façon critique aux promesses convoyées par la ville « intelligente » et de rendre, ce faisant, les projets de l'industrie des *Smart Cities*© plus intelligibles.

ANNEXE F CHAPITRE DU LIVRE « DE LA VILLE INTELLIGENTE À LA VILLE INTELLIGIBLE »

La ville intelligente est-elle écologique?

La simulation multi-agent pour appréhender la durabilité de la ville intelligente

Julien Walzberg

« Plus sérieux et parfois plus tragique, le principe de Gabor nous apprend que tout ce qu'elle est capable de faire, la science le fera. En dépit de toutes les interdictions d'ordre moral, politique, religieux, philosophique, elle poursuit sa route et applique ses découvertes⁹. »

Jean d'Ormesson

Les technologies de l'information et de la communication (TIC) sont de plus en plus reconnues comme permettant de réduire les impacts environnementaux, tel que l'impact sur le climat¹⁰. Du fait de leur aspect ubiquitaire, les TIC pourraient ainsi contribuer à réduire les impacts environnementaux dans différents secteurs économiques, de l'agriculture aux services¹¹. Par exemple, le télétravail et la téléconférence sont couramment cités comme exemples permettant

⁹ Jean d'Ormesson, *C'était bien*, Paris, Gallimard, 2003, p. 181-182.

¹⁰ Miriam Börjesson Rivera, Elina Eriksson et Josefin Wangel, « ICT practices in smart sustainable cities: In the intersection of technological solutions and practices of everyday life », *EnviroInfo* et *ICT4S*, 2015.

¹¹ Global e-Sustainability Initiative, « GeSI SMARTer 2020: the role of ICT in driving a sustainable future », *Global e-Sustainability Initiative*, Bruxelles, 2012.

de réduire les émissions polluantes dus au transport¹². Un autre exemple est la numérisation, qui permet de réduire les impacts environnementaux du secteur des médias¹³.

Au sein de la ville, les TIC sont aussi perçues comme une solution permettant de réduire les impacts sur l'environnement, notamment à travers le concept de ville intelligente ou ville numérique ou encore ville connectée. La Commission européenne mentionne ainsi dans son programme sur les villes intelligentes l'utilisation des TIC afin d'améliorer l'efficacité énergétique et les services de transport¹⁴. La définition de ville intelligente de l'Union internationale des télécommunications résume d'ailleurs cette vision :

Une ville intelligente durable est une ville innovante qui utilise les technologies de l'information et de la communication [...] pour améliorer conjointement la qualité de vie [...] tout en s'assurant qu'elle réponde aux besoins économiques, sociaux et environnementaux des générations actuelles et futures¹⁵.

Cependant il serait trompeur de croire que la seule application des TIC au sein de la ville suffise à la rendre plus « intelligente » et lui permette de réduire ses impacts environnementaux. Comme l'énonce le sociologue Robert Hollands :

[...] les villes intelligentes doivent commencer par le côté capital humain de l'équation, plutôt que de croire aveuglement que les technologies de l'information vont automatiquement transformer et améliorer les villes [...] les villes sont plus que des fils et des câbles, [...] et les personnes vivant dans ces villes méritent plus que juste cela. [...] Les véritables villes intelligentes devront prendre de plus gros risques vis-à-vis de la

¹² Erasmia Kitou et Arpad Horvath, « Transportation Choices and Air Pollution Effects of Telework », *Journal of Infrastructure Systems*, 12 (2), 2006, p. 121-134 ; Yasunari Matsuno, Kazue I. Takahashi et Masayuki Tsuda, « Eco-Efficiency for Information and Communications Technology (ICT): The State of Knowledge in Japan », *Electronics and the Environment*, actes du colloque IEEE International Symposium, 2007.

¹³ Inge Reichart, « The Environmental Impact of Getting the News », *Journal of Industrial Ecology*, 6 (3-4), 2002, p. 185-200.

¹⁴ Commission européenne, « Smart Cities », 2018, en ligne : <<http://ec.europa.eu/eip/smartcities/>>.

¹⁵ Union internationale des télécommunications, *Smart sustainable cities: An analysis of definitions*, 2014 p. 13 (notre traduction).

technologie, décentraliser le pouvoir, s'attaquer aux inégalités et redéfinir la notion d'intelligence elle-même, si elles veulent se targuer d'un titre si noble¹⁶.

Hollands critique ainsi la distorsion qui peut exister entre le message souvent mis de l'avant par les villes se réclamant intelligente et la réalité. L'auteur met aussi en évidence les contradictions qui peuvent exister entre les différents objectifs des villes intelligentes : par exemple comment, d'un côté, consentir à des impôts faibles pour encourager l'activité économique et, de l'autre, assurer la mise en place de programme pour préserver l'environnement? Pour l'auteur, le succès d'une communauté est lié avant tout à ses membres et la façon dont ils interagissent. Le succès de la ville intelligente tiendrait alors plutôt à l'utilisation sociale des TIC afin d'éduquer, de donner des moyens aux membres de la communauté et de les impliquer dans la vie politique plutôt que de la simple interconnexion d'objets, personnes et services. La technologie n'étant jamais neutre – nous y reviendrons –, il est ainsi primordial de centrer l'étude et le développement de la ville intelligente sur l'humain plutôt que sur la technologie.

Si nous reprenons l'exemple du télétravail, les TIC ne sont pas la cause de cette nouvelle forme de travail – les véritables causes étant multiples et complexes : par exemple la volonté de concilier vie professionnelle et familiale ou encore une perception supérieure des conditions de travail –, mais plutôt des outils accompagnant la réalisation de celle-ci. Si les motivations pour le télétravail disparaissent, avoir ou non les TIC permettant celui-ci ne changera rien à l'affaire... Aux vues des travaux d'Hollands et de cet exemple nous sommes ainsi portés à croire qu'il ne suffira pas seulement d'outiller nos villes avec une infrastructure de TIC pour les rendre plus durables¹⁷, mais bien d'éduquer et de donner les moyens aux citoyens de vivre plus durablement. D'autre part, les TIC contribuent également aux impacts environnementaux de manière directe et

¹⁶ Robert G. Hollands, « Will the real smart city please stand up? », *City*, 12 (3), 2008, p. 315-316 (notre traduction).

¹⁷ Au sens de la définition du rapport Brundtland : « le développement durable est un développement qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures à répondre à leurs propres besoins » – Gro Brundtland, Mansour Khalid, Susanna Agnelli, Sali Al-Athel, Bernard Chidzero, Lamina Fadika *et al.*, *Our Common Future (Brundtland report)*, Oxford/New-York, Oxford University Press, 1987.

de manière indirecte au travers de l'effet rebond ce qui remet encore en question leur contribution à la ville intelligente durable¹⁸.

Ainsi pour Börjesson Rivera et ses collègues, la ville intelligente – et plus généralement l'application des TIC pour le développement durable – fait face à deux écueils : 1) les impacts environnementaux des TIC elles-mêmes, 2) la vision selon laquelle les TIC sont neutres plutôt que chargées de valeurs implicites¹⁹. Ce faisant, les solutions apportées par les TIC risquent de rester au statut d'intention si les citoyens et leurs modes de vies se trouvent délaissés par le processus de développement et d'implémentation de ces technologies. Il semble donc indispensable d'étudier comment les citoyens interagissent avec les TIC, et par quels moyens ces dernières peuvent changer nos modes de vies et les impacts environnementaux qui y sont associés. Or, la plupart des études concernant les impacts environnementaux des TIC concernent ceux liés aux infrastructures physiques des TIC et rarement aux impacts liés aux changements comportementaux induits par les TIC elles-mêmes. Il paraît donc nécessaire de mieux comprendre le fonctionnement du système sociotechnique que constitue la ville et ses habitants pour mieux appréhender la contribution d'une hypothétique ville intelligente au développement durable. Cette nouvelle perspective – centrée sur l'utilisation des TIC par les citoyens – permettrait en retour d'aider la prise de décision lors de l'essor de la ville numérique qui, sans cet effort, pourrait bien être intelligente sans être intelligible. Notre positionnement théorique dans cet essai sera donc celui de la double médiation : nos comportements influencent le développement technologique tout autant que ce dernier les influence. Afin de prendre en compte les liens entre comportements humains et nouvelles technologies numériques, nous discuterons en dernier lieu d'un paradigme dénommé « simulation multi-agents » (SMA).

1. Les impacts des TIC

Par TIC, nous entendons l'ensemble des techniques et des équipements informatiques permettant de collecter, de stocker, d'utiliser et de transmettre des informations numériques. Selon différents travaux, ces technologies permettent de réduire les impacts environnementaux des activités

¹⁸ Inge Røpke et Toke Haunstrup Christensen, « Energy impacts of ICT – Insights from an everyday life perspective », *Telematics and Informatics*, 29 (4), 2012, p. 348-361.

¹⁹ Miriam Börjesson Rivera, Elina Eriksson et Josefin Wangel, « ICT practices in smart sustainable cities », *loc. cit.*

humaines et ainsi contribuer au développement durable de plusieurs manières différentes : à travers la virtualisation et la numérisation, l'optimisation des processus et des activités, l'intégration des systèmes ou encore à travers l'analyse de données en temps réel et le retour d'information.

Les exemples de numérisation sont nombreux et sans doute les mieux connus : les factures électroniques, les déclarations de revenus en ligne, l'hébergement de contenus médias en ligne (par exemple Netflix ou les journaux en ligne), etc. Les TIC apportent des bénéfices environnementaux lorsque les impacts de l'utilisation des produits « dématérialisés » est inférieure à ceux des produits initiaux. Lire un journal en ligne peut – dépendamment du comportement de l'utilisateur – permettre des réductions d'impacts par rapport à l'utilisation d'un journal imprimé²⁰. Cette numérisation peut concerner d'autres activités que celles de l'utilisation de produits tangibles : le télétravail et la visioconférence sont des exemples où la numérisation, selon le contexte, peut réduire l'incidence du travail sur l'environnement. Matsuno et ses collègues démontrent à l'aide d'une analyse du cycle de vie (ACV) que, dans un cadre professionnel japonais, un rendez-vous par visioconférence peut réduire jusqu'à 80 % les émissions de dioxyde de carbone (CO₂) par rapport à un rendez-vous traditionnel en face à face²¹. Le télétravail, quant à lui, réduit les émissions de dioxyde de carbone à partir d'une distance domicile-travail seuil. De plus ces réductions augmentent de façon non linéaire avec la distance de trajet domicile-travail et avec le nombre de journées travaillées à la maison (figure 1) : par exemple quatre jours télétravaillés et des trajets domicile-travail de 16, 24 et 32 kilomètres permettent de réduire les émissions de 13 %, 23 % et 28 %²².

²⁰ Inge Reichart, « The Environmental Impact of Getting the News », *loc. cit.*

²¹ Yasunari Matsuno, Kazue I. Takahashi et Masayuki Tsuda, « Eco-Efficiency for Information and Communications Technology (ICT): The State of Knowledge in Japan », *loc. cit.*

²² Erasmia Kitou et Arpad Horvath. « Transportation Choices and Air Pollution Effects of Telework », *loc. cit.*

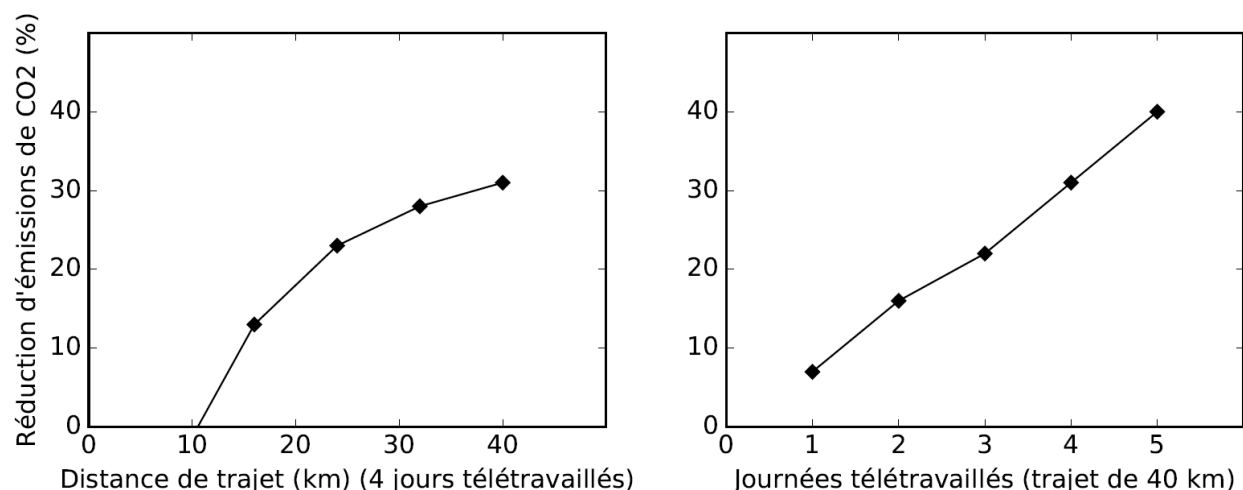


Figure E.1 : Réduction d'émissions de dioxyde de carbone en fonction des conditions du télétravail

Le domaine de l'agriculture est un bon exemple où les TIC permettraient d'optimiser les processus. L'utilisation de capteurs – pour mesurer par exemple le taux d'humidité des sols – permettraient d'irriguer ou d'appliquer des fertilisants uniquement aux parcelles qui en ont réellement besoin, permettant des économies d'énergies et d'eau²³. Malmodin et ses collègues ont estimé que l'application de solutions TIC au secteur de l'agriculture permettrait des réductions d'émissions de gaz à effet de serre (GES) allant de 7 % à 13 % dans ce secteur en 2030 ce qui se traduit par des réductions d'émissions de GES globales de 1.3 % à 2.9 %²⁴. Dans le secteur alimentaire en général, les TIC pourraient contribuer à réduire le gaspillage et améliorer l'efficacité de la gestion de la chaîne logistique²⁵.

Les TIC permettent également une meilleure intégration des systèmes en améliorant, entre autres, la communication entre ceux-ci. Un exemple est l'intégration des énergies renouvelables intermittentes dans le bouquet électrique : les TIC permettent au fournisseur de connaître en

²³ Internet of Food and Farm 2020, 2018, en ligne : <<https://www.iof2020.eu/>>.

²⁴ Jens Malmodin et Pernilla Bergmark, « Exploring the effect of ICT solutions on GHG emissions in 2030 », *EnviroInfo* et *ICT4S*, 2015.

²⁵ Åsa Svenfelt et Jorge Luis Zapico, « Sustainable food systems with ICT? », communication présentée à The 4th International Conference ICT for Sustainability : « Smart and Sustainable », Amsterdam, 2016.

temps réel le niveau de production des énergies intermittentes ce qui permet d'adapter la production d'électricité par le biais d'autres type d'énergies (souvent plus polluantes) en fonction de celle-ci²⁶. Sur l'île de Gapa en Corée du Sud, l'intégration d'éoliennes, de panneaux solaires, d'une batterie et d'un système de gestion permet d'éviter totalement l'utilisation d'énergie fossiles pour assurer les besoins en électricité de la population, et permet ainsi d'éviter l'émission de 750 tonnes de CO₂ par an.

Enfin, les services d'aide à la navigation routière permettant de connaître en temps réel l'état de congestion et éviter les problèmes de pollution de l'air lié à celle-ci est un exemple où les TIC – par l'analyse de données de géolocalisation et le retour à l'information aux utilisateurs – permettent de diminuer les impacts environnementaux. Un autre exemple provient du secteur résidentiel : les TIC, en rendant l'utilisation d'énergie plus « visible » dans nos maisons, permettent de la réduire. En fonction de sa fréquence, de sa précision et du type de message l'accompagnant, le retour d'information sur la consommation électrique permet d'encourager les comportements de sobriété énergétique²⁷. Dans une méta-analyse, Delmas et ses collègues trouvent que le retour information pourrait permettre de réduire la consommation d'électricité (et donc les impacts environnementaux qui y sont associés) d'environ 2 %²⁸.

Bien que les TIC puissent permettre de réduire certains impacts environnementaux, ces technologies peuvent aussi être à l'origine de ceux-ci. Concernant l'impact sur le changement climatique, les TIC étaient responsables de 2 % des émissions de GES totales en 2011, une

²⁶ Bethany Speer, Mackay Miller, Walter Shaffer, Leyla Gueran, Albrecht Reuter, Bonnie Jang et Karin Widegren, « The Role of Smart Grid in Integrating Renewable Energy », rapport du National Renewable Energy Laboratory (Département de l'énergie du gouvernement des États-Unis), 2015.

²⁷ Karen Ehrhardt-Martinez, Kat A. Donnelly et Skip Laitner, « Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities », rapport de recherche du American Council for an Energy-Efficient Economy, 2010.

²⁸ Si l'on retient uniquement les résultats des études de haute qualité (c'est-à-dire qui ont contrôlé les effets de la météo, qui ont défini un groupe de contrôle, etc.) ; Magali A. Delmas, Miriam Fischlein et Omar I. Asensio, « Information strategies and energy conservation behavior: A meta-analysis of experimental studies from 1975 to 2012 », *Energy Policy*, 61, 2013, p. 729-739.

contribution similaire au secteur de l'aviation²⁹. Par ailleurs les centres de données contribuent à environ 1/3 de la demande en électricité des TIC et de plus leur contribution à la demande totale d'électricité pourrait augmenter dans le futur ce qui pourrait encore augmenter leurs impacts sur le changement climatique³⁰. Outre leur impact sur le changement climatique, la contribution des TIC au développement durable pourrait aussi être limitée par les impacts sociaux des technologies (liés par exemple à la gestion en fin de vie³¹), leur incidence dans d'autres problématiques environnementales que le changement climatique comme l'écotoxicologie et la toxicité humaine et la génération d'impacts indirects – par un phénomène connu sous le nom d'effet rebond ou paradoxe de Jevons³². Un exemple d'effet rebond est l'atténuation des bénéfices environnementaux liés au télétravail : ce dernier peut être une des causes du déménagement du ménage dans un domicile plus éloigné du lieu de travail augmentant ainsi les distances de trajet parcourus lors des journées non télétravaillées³³.

En résumé, l'évaluation du potentiel des TIC pour diminuer les impacts environnementaux doit prendre en compte toutes les dimensions de celles-ci. Røpke et Christensen en identifient trois : 1) au niveau des infrastructures physiques (p. ex. serveurs, téléphones, réseaux de

²⁹ Thomas Dandres *et al.*, « Consequences of Future Data Center Deployment in Canada on Electricity Generation and Environmental Impacts: A 2015–2030 Prospective Study », *Journal of Industrial Ecology*, 21 (5), 2017, p. 1312-1322 ; Sgouris Sgouridis, Philippe A. Bonnefoy et R. John Hansman, « Air transportation in a carbon constrained world: Long-term dynamics of policies and strategies for mitigating the carbon footprint of commercial aviation », *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 45 (10), 2011, p. 1077-1091.

³⁰ Thomas Dandres *et al.*, « Consequences of Future Data Center Deployment in Canada on Electricity Generation and Environmental Impacts », *loc. cit.*

³¹ Shakila Umair, Anna Björklund et Elisabeth Ekener Petersen, « Social impact assessment of informal recycling of electronic ICT waste in Pakistan using UNEP SETAC guidelines », *Resources, Conservation and Recycling*, 95, 2015, p. 46-57.

³² Yevgeniya Arushanyan, Elisabeth Ekener-Petersen et Göran Finnveden, « Lessons learned – Review of LCAs for ICT products and services », *Computers in Industry*, 65 (2), 2014, p. 211-234.

³³ Seung-Nam Kim, « Is telecommuting sustainable? An alternative approach to estimating the impact of home-based telecommuting on household travel », *International Journal of Sustainable Transportation*, 11 (2), 2017, p. 72-85 ; Inge Røpke et Toke Haunstrup Christensen, « Energy impacts of ICT – Insights from an everyday life perspective », *loc. cit.*

communication etc.), 2) au niveau des applications des TIC (p. ex optimisation, dématérialisation etc.) et 3) au niveau des changements à plus ou moins long terme des comportements et des infrastructures socio-économiques induits par les TIC (p. ex. effet rebond, démocratisation des monnaies virtuelles etc.)³⁴.

Si la ville intelligente se veut durable, elle devra le démontrer et ce en considérant tant les bénéfices que peuvent apporter ces technologies, mais également ses effets directs et indirects tels que l'effet rebond. Or, la plupart des études concernant les impacts des TIC concernent ceux liés aux infrastructures physiques des TIC et aux applications ; les impacts dus aux effets indirects font rarement partie du champ de l'étude³⁵. L'effet rebond désigne l'écart entre les résultats attendus et les résultats réels à la suite à l'introduction d'un changement au niveau de l'objet d'étude. Il est dû à la réallocation des ressources, (monnaie, temps, espace etc.) économisés à la suite du changement et il peut être classifié selon trois axes : 1) la perspective économique adoptée (micro ou macroéconomique), 2) si la réallocation concerne l'objet d'étude lui-même ou non, 3) s'il intervient à court ou à long terme³⁶. Si l'objet d'étude est l'utilisation des TIC – par exemple au sein de la ville numérique – une approche microéconomique étudiant l'effet rebond direct ou indirect à court terme semble appropriée. Celle-ci pose cependant de nouvelles questions : comment modéliser le comportement de l'agent économique pour mesurer l'effet rebond? Comment l'objet d'étude permet-il de faire économiser des ressources à l'agent, et comment celles-ci sont-elles réallouées? Ces questions sont d'autant plus pertinentes puisque les technologies en général et les TIC en particulier peuvent changer nos modes de vie : le télétravail, le téléachat ne constituent que quelques exemples³⁷. Les plateformes d'échanges de

³⁴ *Ibid.*

³⁵ Yevgeniya Arushanyan, Elisabeth Ekener-Petersen et Göran Finnveden, « Lessons learned – Review of LCAs for ICT products and services », *loc. cit.*

³⁶ David F. Vivanco et Ester van der Voet, « The rebound effect through industrial ecology's eyes: a review of LCA-based studies », *International Journal of Life Cycle Assessment*, 19 (12), 2014, p. 1933-1947.

³⁷ Glenn Lyons, Patricia Mokhtarian, Martin Dijst et Lars Böcker, « The dynamics of urban metabolism in the face of digitalization and changing lifestyles: Understanding and influencing our cities », *Resources, Conservation and Recycling*, 132, 2018, p. 246-257.

biens entre particuliers peuvent par exemple donner lieu à de nouvelles pratiques : l'achat d'un second téléphone cellulaire³⁸ ou encore les achats impulsifs³⁹. Les difficultés liées à la prise en compte des changements de comportements s'ajoutent donc aux autres défis qui se posent lors de l'évaluation de l'incidence des TIC sur le développement durable⁴⁰.

2. Technologie, changement sociétal et comportements humains

Comme le souligne le chercheur Langdon Winner : « Rarement une nouvelle invention n'apparaît sans que quelqu'un la proclame comme étant le salut d'une société libre⁴¹. » Et pourtant, la technologie ne peut à elle seule résoudre les défis du développement durable. En lien avec l'étude d'une expérience de terrain sur le développement d'un bâtiment autonome, Brown et Vergragt déclarent ainsi :

[...] cette étude souligne que l'innovation technologique est autant une question de technologie que d'individus, leurs perceptions et leurs interactions, entre eux et avec le monde physique. Les objectifs du développement durable ne seront pas atteints seulement grâce à la technologie, mais aussi grâce à l'apprentissage des individus, des groupes, des organisations professionnels et des autres institutions⁴².

De même, Gram Hanssen souligne la nécessité d'une perspective incluant non seulement les effets des technologies, mais aussi des comportements humains lors des études sur la

³⁸ Tamar Makov et David Font Vivanco, « Does the Circular Economy Grow the Pie? The Case of Rebound Effects From Smartphone Reuse », *Frontiers in Energy Research*, 6 (39), 2018.

³⁹ Béatrice Parguel, Renaud Lunardo et Florence Benoit-Moreau, « Sustainability of the sharing economy in question: When second-hand peer-to-peer platforms stimulate indulgent consumption », *Technological Forecasting and Social Change*, 125, 2017, p. 48-57.

⁴⁰ Yevgeniya Arushanyan, Elisabeth Ekener-Petersen et Göran Finnveden, « Lessons learned – Review of LCAs for ICT products and services », *loc. cit.*

⁴¹ Langdon Winner, « Do Artifacts Have Politics? », *Daedalus*, 109 (1), 1980, p. 122 (notre traduction).

⁴² Halina Szejnwald Brown et Philip J. Vergragt, « Bounded socio-technical experiments as agents of systemic change: The case of a zero-energy residential building », *Technological Forecasting and Social Change*, 75 (1), 2008, p. 128 (notre traduction).

consommation énergétique⁴³. Dans le cadre de la ville numérique, Börjesson Rivera et ses collègues ont identifié une problématique similaire : une perspective technocratique domine aujourd'hui les propos sur la ville numérique. Pour les auteurs, ce discours « techno-biaisé » présuppose que les personnes utilisant la technologie possèdent toutes les capacités nécessaires pour que celle-ci fonctionne correctement. Autrement dit :

[...] les solutions [technologiques] sont typiquement destinées à un type d'être humain idéal provenant de l'imagination patriarcal et technocratique des ingénieurs et décideurs. L'idée de ce spécialiste ou « resource man »⁴⁴ individualiste et rationnel n'est pas le fait unique du discours sur la ville intelligente et durable, mais un personnage récurrent de beaucoup de programmes de développement durable s'adressant à la consommation, aux comportements et aux modes de vies⁴⁵.

Cette perspective technocratique ne permet pas de comprendre la dimension sociale de la vie citadine ainsi que de saisir la complexité des liens entre objets physiques et société⁴⁶. Les enjeux liés à l'exclusion de la dimension sociale dans les processus de développement et d'implémentation des technologies de la ville numérique sont entre autres : l'acceptabilité sociale, l'utilisation pertinente de la technologie ou encore l'exploitation de tout son potentiel. Ces enjeux, s'ils ne sont pas considérés (y compris les incertitudes qui peuvent y être associées), risquent d'atténuer le potentiel de ces technologies pour le développement durable.

La technologie n'étant pas neutre, elle porte des valeurs implicites qui doivent être en accord avec celles de ses utilisateurs pour garantir son usage prévu. Par exemple, des télécentres communautaires implémentés en Afrique dans le but de favoriser l'emploi parmi les femmes se sont vus détournés de leurs fonctions. Les femmes ont utilisé ces centres pour organiser leurs vies quotidiennes plutôt que pour leur fonction assignée. Cet échec – relatif au but premier des

⁴³ Kirsten Gram-Hanssen, « Efficient technologies or user behaviour, which is the more important when reducing households' energy consumption? », *Energy Efficiency*, 6 (3), 2013, p. 447-457.

⁴⁴ Yolande Strengers, « Smart energy in everyday life: are you designing for resource man? », *Interactions*, 21 (4), 2014, p. 24-31.

⁴⁵ Miriam Börjesson Rivera, Elina Eriksson et Josefin Wangel, « ICT practices in smart sustainable cities », *loc. cit.*, p. 321 (notre traduction).

⁴⁶ *Ibid.*

télécentres – a été attribué à la perspective technologique intégré au projet en lieu et place d’une perspective sociale. Cet exemple illustre bien un cas d’utilisation non pertinente de la technologie venant réduire le potentiel de celle-ci⁴⁷. Les technologies peuvent aussi exhiber ou représenter des caractéristiques politiques (p. ex. autoritarisme, démocratisation)⁴⁸. Les technologies, puisqu’elles ne sont pas des « phénomènes naturels », contiennent (intentionnellement ou non) les valeurs morales de leurs développeurs⁴⁹. L’exemple des ponts de Moses, bien qu’il se soit révélé faux, est une bonne illustration. Ces ponts, censés tenir les classes populaires se déplaçant en bus à l’écart des plages de Long Island par leur hauteurs réduites, montrent comment des éléments architecturaux peuvent représenter une certaine vision politique et être incapables de traduire la complexité des réalités socio-économiques auxquels ils sont dédiés⁵⁰. Des exemples plus récents illustrent l’idée de non-neutralité technologique : les drones d’attaques sont toujours pilotés par des humains (alors que la technologie permettrait de s’en passer) et une intelligence artificielle « préfère » les peaux claires dans un concours de beauté (du fait des données qui lui ont été fournis lors de son apprentissage)⁵¹. Étudier la ville numérique nécessiterait ainsi de chercher à comprendre les relations entre les TIC qui la supportent, leurs concepteurs et leurs utilisateurs ; en d’autres termes, chercher à comprendre le changement sociétal causé par la technologie.

Plusieurs définitions de ce qu’est le changement sociétal ont été proposées en sociologie. De façon concrète, le concept de changement sociétal renvoie à : « un grand nombre de personnes s’engageant dans des activités et des relations différentes de celles de leurs parents ou d’une

⁴⁷ Robert G. Hollands, « Will the real smart city please stand up? », *loc. cit.*

⁴⁸ Bernward Joerges, « Do Politics Have Artefacts? », *Social Studies of Science*, 29 (3), 1999, p. 411-431 ; Langdon Winner, « Do Artefacts Have Politics? », *loc. cit.*

⁴⁹ Bram Vanderborght, « Technology Is Not Neutral [From the Editor's Desk] », *IEEE Robotics et Automation Magazine*, 25 (1), 2018, p. 4.

⁵⁰ Bernward Joerges, « Do Politics Have Artefacts? », *loc. cit.* ; Langdon Winner, « Do Artefacts Have Politics? », *loc. cit.*

⁵¹ Bram Vanderborght, « Technology Is Not Neutral [From the Editor's Desk] », *loc. cit.*

époque précédente⁵². » Toujours d'un point de vue pratique, on peut définir le concept de technologie comme étant une collection d'outils et de techniques, l'expression « nouvelles technologies » faisant quant à elle référence aux technologies émergentes d'une époque qui ont une incidence importante sur la vie humaine. Pour notre époque ce sont les ordinateurs, Internet, les appareils électroniques, en somme les TIC⁵³. Ces définitions permettent d'amener une nouvelle perspective à l'étude de l'incidence des TIC sur le développement durable : plutôt que d'étudier l'objet physique, il s'agit de focaliser l'attention sur les changements d'activités et relations sociales, dont les TIC sont l'un des facteurs.

L'innovation caractérise le fait d'apporter une idée, une action ou bien un objet nouveau, en somme un changement. Avant la fin du XIX^e siècle, ce concept est majoritairement vu péjorativement et il est donc peu étudié⁵⁴. Puis – les concepts d'innovation et de changement étant perçus de manière plus positive – des études s'intéressant aux changements technologiques, culturels et sociaux apparaissent. S'opposant aux explications de son époque (XX^e siècle) rapprochant culture et évolution biologique, William Ogburn propose ainsi une sociologie de la technologie. Pour lui un facteur clé du changement sociétal est l'invention – qu'elle soit sociale (p. ex. le test de QI, le basketball, etc.) ou technologique (p. ex. le téléphone, la voiture, etc.)⁵⁵ :

La clé pour comprendre le changement sociétal est l'invention, c'est-à-dire n'importe quel élément culturel nouveau [...]. Pour comprendre le changement sociétal, il est nécessaire de connaître comment les inventions apparaissent et se diffusent⁵⁶.

Ogburn a été l'un des premiers à théoriser le lien entre changement sociétal et technologie. Sa théorie stipule que le changement sociétal implique quatre étapes : invention, accumulation,

⁵² Steven Vago, *Social Change*, New Jersey, Pearson-Prentice Hall, 1992, p. 422 (notre traduction).

⁵³ Edmore Mutekwe, « The impact of technology on social change: a sociological perspective », *Journal of Research in Peace, Gender and Development*, 2 (11), 2012, p. 226-238.

⁵⁴ Benoît Godin, « Innovation Without the Word: William F. Ogburn's Contribution to the Study of Technological Innovation », *Minerva*, 48 (3), 2010, p. 277-307.

⁵⁵ *Ibid.*

⁵⁶ William F. Ogburn cité dans Benoît Godin, « Innovation Without the Word: William F. Ogburn's Contribution to the Study of Technological Innovation », *loc. cit.*, p. 281 (notre traduction).

diffusion et ajustement⁵⁷. Dans ce processus les inventions seraient ainsi un facteur aussi central au changement sociétal que la mutation l'est à l'évolution. Les inventions – c'est à dire « la combinaison d'éléments connus en un nouvel élément »⁵⁸ – s'accumulent sélectivement, avec globalement plus d'éléments nouveaux ajoutés que d'éléments anciens perdus. Puis, les inventions se diffusent ce qui aboutit à un « retard culturel », c'est-à-dire un changement dans l'une de deux parties interdépendantes d'une culture, compromettant leur harmonie. L'équilibre des éléments constituant la culture est éventuellement rétablie lors de la phase d'ajustement. Ogburn s'intéresse plus particulièrement au retard ou délai entre la technologie et la partie non matérielle d'une culture⁵⁹. Un exemple évident du concept est l'adaptation des entreprises, des institutions, etc. à l'introduction de l'ordinateur⁶⁰.

Critiqué principalement pour son déterminisme, la théorie d'Ogburn a toutefois contribué à définir le concept d'innovation et à ce que les chercheurs s'intéressent à l'utilisation de la technologie et non à la technologie pour elle-même⁶¹. Par ailleurs, plusieurs enseignements peuvent être tirés du concept de retard culturel. Premièrement, l'effet social d'une technologie est ainsi fonction de sa fréquence d'utilisation. Par exemple :

Une personne conduisant une automobile dans les rues d'une ville n'a pas d'effet social particulier, mais lorsque dix-milles se croisent dans les deux directions d'un carrefour émerge un effet social en termes de risque d'accidents ce qui nécessite un mouvement social pour diminuer ce danger⁶².

⁵⁷ *Ibid.*

⁵⁸ William F. Ogburn et Meyer F. Nimkoff, *Sociology*, Cambridge (MA), Riverside Press, 1940, p. 790 (notre traduction).

⁵⁹ Benoît Godin, « Innovation Without the Word: William F. Ogburn's Contribution to the Study of Technological Innovation », *loc. cit.*

⁶⁰ Kimball P. Marshall, « Has Technology Introduced New Ethical Problems? », *Journal of Business Ethics*, 19 (1), 1999, p. 81-90.

⁶¹ Benoît Godin, « Innovation Without the Word: William F. Ogburn's Contribution to the Study of Technological Innovation », *loc. cit.*

⁶² William F. Ogburn, « Technology and planning » (1941), in William F. Ogburn et George B. Galloway (dir.), *Planning for America*, New York, Holt and Co., p. 171 (notre traduction).

De plus, les effets de la technologie ne sont pas uniquement économiques : Ogburn identifia par exemple plusieurs effets des TIC sur les comportements, le transport, la religion, le gouvernement, etc. Pour Ogburn l'existence d'un retard culturel offre également l'opportunité d'anticiper et de planifier le changement sociétal (pendant le laps de temps séparant les premiers développements d'une invention et son utilisation généralisée)⁶³. Enfin, il est possible de rechercher les causes du retard culturel, ou autrement dit les obstacles à l'adoption d'une nouvelle technologie et ses conséquences (qui peuvent être autant positives que négatives). Celles-ci sont : i) d'ordres psychologique et social comme la survie de vieilles coutumes, la facilité et l'utilité des éléments de la culture existante, les intérêts acquis, la tradition, les habitudes, ii) du fait des difficultés inhérentes au processus de diffusion (isolement géographique, différence culturelle, par ex.)⁶⁴.

Plusieurs facteurs interviennent ainsi dans l'adoption d'une invention, qu'elle soit sociale (p. ex. l'adoption de nouveaux comportements dans une population) ou technologique (p. ex. l'adoption d'un nouvel outil de travail). Byrka et ses collègues les regroupent dans deux grandes catégories : i) la conformité aux paires ou influence sociale et ii) la difficulté ou coût de l'invention (le coût peut être monétaire, temporel, cognitif etc.)⁶⁵. Afin de modéliser et étudier le phénomène d'adoption de nouveaux comportements pro-environnementaux tout en incluant le rôle de ces deux facteurs, Byrka et ses collègues utilisent la simulation multi-agents (SMA)⁶⁶. Ce paradigme de simulation a en effet été beaucoup utilisé ces dernières années pour étudier la diffusion de l'innovation en lieu et place de modèles mathématiques plus traditionnels basés par

⁶³ Benoît Godin, « Innovation Without the Word: William F. Ogburn's Contribution to the Study of Technological Innovation », *loc. cit.*

⁶⁴ *Ibid.*

⁶⁵ Katarzyna Byrka *et al.*, « Difficulty is critical: The importance of social factors in modeling diffusion of green products and practices », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 62, 2016, p. 723-735 ; Florian G. Kaiser, Katarzyna Byrka et Terry Hartig, « Reviving Campbell's Paradigm for Attitude Research », *Personality and Social Psychology Review*, 14 (4), 2010, p. 351-367.

⁶⁶ Katarzyna Byrka *et al.*, « Difficulty is critical: The importance of social factors in modeling diffusion of green products and practices », *loc. cit.*

exemple sur des équations différentielles (par ex. le modèle de Bass). Plusieurs raisons expliquent cela. D'une part la portée explicative et prédictive des approches dites descendantes ou agrégées telles que le modèle de Bass est limité (nous verrons cependant plus tard que la valeur prédictive de la SMA n'est pas nécessairement meilleure). Deuxièmement, l'hétérogénéité des utilisateurs et les dynamiques complexes des relations sociales – qui pourtant caractérisent le monde réel – ne sont pas explicitement prises en compte. Par ailleurs, les modèles mathématiques ne sont pas conçus pour analyser des scénarios hypothétiques, par exemple de situations non rencontrées dans le monde réel. *A contrario* la SMA permet de prendre en compte tous ces éléments⁶⁷.

Les caractéristiques de la SMA en font un outil de plus en plus utilisé, non seulement lors de l'étude de la diffusion de l'innovation, mais aussi en sciences sociales de manière plus générale⁶⁸. Cet outil – combiné avec d'autres permettant d'étudier les impacts potentiels sur la durabilité, (par exemple l'ACV) – nous semble ainsi approprié pour traiter notre problématique : étudier la durabilité de la ville numérique en prenant en compte la complexité des enchevêtrements sociotechniques. Notre hypothèse est que l'utilisation de la SMA combinée avec l'ACV aiderait à explorer et comprendre des scénarios de « ville intelligente durable », mais aussi à analyser dans ces scénarios les facteurs techniques et humains maximisant la durabilité de la ville numérique. Notre sentiment est que cet exercice permettrait aux parties prenantes de la ville numérique de mieux appréhender celle-ci, en somme de leur rendre la ville intelligente plus intelligible.

3. La simulation multi-agents pour l'étude de la ville numérique

Pour décrire la complexité des systèmes urbains, Allen et ses collègues utilisent l'origami – l'art du pliage de papier – comme métaphore :

L'« arbre d'évolution » nous montre combien de pliures sont nécessaires pour obtenir chaque forme, et aussi à quel moment deux objets divergent. Les diverses formes

⁶⁷ *Ibid.*

⁶⁸ Uri Wilensky et William Rand, *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, Cambridge (MA), The MIT Press, 2015.

obtenues en pliant le papier sont des configurations stables d'une feuille de papier étant donné les lignes de pliure qui lui ont été appliquées. Elles sont des réalisations autosuffisantes de pliure et de forme puisque si elles ne l'étaient pas, le papier se déplierait ou bien se déchirerait⁶⁹.

En étudiant les systèmes complexes « se faisant » ou prenant forme plutôt que donné tel quel, les auteurs espèrent parvenir à une meilleure compréhension de l'évolution des systèmes humains – tout comme l'arbre d'évolution permet de connaître comment et quand chacune des formes finales sont obtenus dans un origami. Ainsi pour les auteurs :

[...] nous nous devons de ne pas nous contenter de décrire ce qui existe à un moment particulier, mais plutôt [...] de montrer comment, en suivant l'histoire du système, la structure actuelle émerge. [...] De tels modèles pourrait estimer la probabilité de changement et explorer les avantages et les désavantages d'un déplacement vers une nouvelle branche de l'arbre d'évolution. [...] Depuis une telle perspective, une nouvelle approche de modélisation des systèmes humains émerge. Au lieu de construire un modèle en termes de ses particularités proéminentes du moment, il est ainsi plus instructif d'étudier de quelle manière les gens forment des communautés, se développent et se structurent selon des séries de « pliures » que des mécanismes d'interactions leurs transmettent, et les caractéristiques qui émerge du système en évolution⁷⁰.

La SMA permet de modéliser et d'étudier la complexité et les phénomènes émergents tant pour des systèmes « naturels » (cf. par ex. en écologie⁷¹) qu'« humains » (cf. par ex. en anthropologie⁷²) ; elle a ainsi déjà été mise à contribution pour étudier les systèmes urbains⁷³. L'objectif de la SMA est de comprendre comment les entités constitutives d'un système (dénommés agents) se comportent, mais aussi comment les interactions entre ces entités

⁶⁹ Peter M. Allen, F. Boon, Guy Engelen et Michèle Sanglier, « Modeling evolving spatial choice patterns », *Applied Mathematics and Computation*, 14 (1), 1984, p. 100 (notre traduction).

⁷⁰ *Ibid.* p. 101-102 (notre traduction).

⁷¹ Volker Grimm *et al.* « Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems: Lessons from Ecology », *Science*, 310 (5750), 2005, p. 987-991.

⁷² Robert L. Axtell *et al.* « Population growth and collapse in a multiagent model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99 (suppl 3), 2002, p. 7275-7279.

⁷³ Michael Batty, *Cities and Complexity: Understanding Cities with Cellular Automata, Agent-Based Models, and Fractals*, Cambridge (MA), The MIT Press, 2007.

conduisent à des résultats à plus grande échelle⁷⁴. Plus concrètement, la SMA permet de construire des modèles où les agents et leurs interactions sont directement représentées, ceux-ci pouvant réagir et s'adapter aux conditions de leur environnement⁷⁵. Ainsi, la modélisation des actions des entités individuelles (agents) à un niveau dit « micro » permet d'observer l'émergence du comportement du système à un niveau « macro ». La SMA permet d'étudier – comme Allen et ses collègues le suggèrent – le système se formant et donc d'anticiper un potentiel retard culturel :

Une autre façon dont la SMA fournit plus d'information [...] est à travers sa riche conception du temps. [...] La SMA permet ainsi d'aller au-delà d'une vision statique du comportement du système vers une compréhension plus dynamique. De cette manière, la SMA donne un compte rendu détaillé du processus se déroulant dans le temps, et non pas uniquement l'état final du système⁷⁶.

Mais qu'est-ce que la SMA exactement? De manière plus générale, qu'est-ce que la simulation? De façon simple, *simuler* c'est imiter ou répliquer un processus grâce à un autre. Le plus souvent les processus simulés sont issus du monde naturel, à l'exemple de la simulation de phénomènes météorologiques. Il s'agit dans un premier temps de *modéliser* le système (dans l'exemple ci-avant à partir des lois de dynamique des fluides). Puis, à partir d'une situation initiale on résout puis actualise le modèle à chaque étape de la simulation ; on observe ainsi l'évolution du système qui est modélisé. La simulation permet en ce sens de « résoudre » les modèles qui sont trop complexes pour trouver une solution analytique. Tout comme la modélisation, la simulation permet de faire le lien entre la théorie et le monde réel. Finalement, alors que l'expérimentation implique des objets réels, la simulation peut être vue comme l'action d'expérimenter sur un modèle plutôt que sur un objet réel et elle est souvent réalisée à l'aide d'ordinateurs⁷⁷. La SMA se distingue de la simulation par équations sur plusieurs aspects. Premièrement la SMA ne fait

⁷⁴ Najet Bichraoui-Draper, Ming Xu, Shelie A. Miller et Bertrand Guillaume, « Agent-based life cycle assessment for switchgrass-based bioenergy systems », *Resources, Conservation and Recycling*, 103 2015, p. 171-178.

⁷⁵ *Ibid.*

⁷⁶ Uri Wilensky et William Rand, *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, op. cit., p. 36 (notre traduction).

⁷⁷ Till Grüne-Yanoff et Paul Weirich, « The Philosophy and Epistemology of Simulation: A Review », *Simulation et Gaming*, 41 (1), 2010, p. 20-50.

pas d'hypothèses sur l'homogénéité des constituants d'un système. Chaque agent, qu'il représente une molécule, une personne, un ménage ou une organisation peut être individuellement caractérisé. Cet aspect est crucial puisque dans plusieurs modèles, notamment ceux représentant des sociétés humaines, l'hétérogénéité joue un rôle⁷⁸. D'autre part dans la SMA, le système n'est pas décrit dans son entier : au lieu de résoudre les équations décrivant la dynamique du système, la SMA *génère* cette dynamique à partir de celles de ses constituants⁷⁹. Cette particularité en fait un paradigme particulièrement adapté aux systèmes dont les éléments interagissent de façon discrète. Enfin, parce que la SMA décrit des entités individuelles et non des agrégats, il est possible d'obtenir des informations non seulement sur le comportement global du système, mais également sur celui de ses parties constitutives⁸⁰. Le tableau 1 illustre la correspondance entre les caractéristiques de la SMA et celles des systèmes sociotechniques.

Table E.1 : Caractéristiques comparées de la simulation multi-agents et des systèmes sociotechniques

Systèmes sociotechniques	Simulation multi-agents
Hétérogénéité des comportements humains ⁸¹	Les agents sont hétérogènes
Influences des individus entre eux ⁸²	Les agents interagissent entre eux (p. ex. via un

⁷⁸ Uri Wilensky et William Rand, *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, op. cit.

⁷⁹ Till Grüne-Yanoff et Paul Weirich, « The Philosophy and Epistemology of Simulation: A Review », loc. cit.

⁸⁰ Uri Wilensky et William Rand, *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, op. cit.

⁸¹ Eugenia Polizzi di Sorrentino, Eva Woelbert et Serenella Sala, « Consumers and their behavior: state of the art in behavioral science supporting use phase modeling in LCA and ecodesign », *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 21 (2), 2016, p. 237-251.

⁸² Katarzyna Byrka *et al.*, « Difficulty is critical: The importance of social factors in modeling diffusion of green products and practices », loc. cit.

Systèmes sociotechniques

Simulation multi-agents

	réseau)
Les comportements des individus dépendent du contexte ⁸³	L'environnement dans lequel évoluent les agents est pris en compte
Les éléments du système évoluent et s'adaptent à de nouvelles situations ⁸⁴	Les agents peuvent s'adapter et évoluer au cours de la simulation

Selon Wilensky et Papert, la SMA permettrait de restructurer la façon dont est exprimée la connaissance⁸⁵. Tout comme le passage de la numération romaine à la numération indo-arabe a facilité l'arithmétique, Wilensky & Papert suggèrent que la SMA permettrait de restructurer la connaissance et faciliter l'étude des systèmes complexes⁸⁶. Pour Wilensky et Rand

[...] le potentiel de restructuration de la SMA est peut-être même plus important en sciences sociales. [...] La simulation devient un objet avec lequel penser et un banc d'essai pour tester des hypothèses alternatives. Cela peut être particulièrement pertinent pour des problématiques d'élaboration de politiques, où il est possible de tester différents scénarios possibles et d'étudier leurs conséquences. A ce titre la SMA sert de complément propice aux explications textuels⁸⁷.

Aux vues des éléments ci-dessus nous en venons à la thèse principale de notre propos : nous formulons l'hypothèse que la SMA permettrait aux acteurs de la ville numérique de mieux

⁸³ Paul C. Stern, « New Environmental Theories: Toward a Coherent Theory of Environmentally Significant Behavior », *Journal of Social Issues*, 56 (3), 2000, p. 407-424.

⁸⁴ Patrik Soderholm, *Environmental policy and household behaviour: sustainability and everyday life*, Routledge, Londres, 2013.

⁸⁵ Uri Wilensky et Seymour Papert, « Restructurations: Reformulations of knowledge disciplines through new representational forms », *Constructionism*, 2010, en ligne : https://ccl.northwestern.edu/2010/wilensky_restructurations_Constructionism%202010-latest.pdf.

⁸⁶ *Idem* ; Uri Wilensky et William Rand, *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, op. cit.

⁸⁷ Uri Wilensky et William Rand, *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, op. cit., p. 19-20 (notre traduction).

comprendre dans quelle mesure ce système pourrait contribuer ou non au développement durable. La SMA permet en effet de prendre en compte, au moins de manière partielle, le lien existant entre changement sociétal et technologie – en termes par exemple de changements comportementaux (et des effets rebonds qui y sont éventuellement associés) – changements qui constituent une des limites actuelles de l'évaluation environnementale des TIC. Des équipes multidisciplinaires pourrait être construites autour de l'élaboration de SMA de la ville numérique et de l'analyse des résultats de ses simulations. La contribution au développement durable de différents scénarios politiques liés au développement de la ville numérique pourrait ainsi être testés *in silico*. Cet exercice permettrait aux ingénieurs de mieux comprendre l'incidence des technologies développées pour la ville numérique et aux chercheurs en sciences sociales de tester différentes théories cherchant à expliciter le fonctionnement des systèmes sociotechniques.

Cependant, il ne faudrait pas prendre les explications fournies par une SMA pour argent comptant. La simulation en général présente plusieurs limites : les détails du processus liant modèle et résultats sont souvent opaques et, à l'instar de la modélisation, la validation est souvent problématique ce qui nuit à la capacité de la SMA à fournir une explication *causale* unique d'un phénomène. En revanche ce type de simulation permet d'obtenir une explication *fonctionnelle* potentielle. Celle-ci diffère de l'explication causale sur trois points : 1) les fonctions – c'est-à-dire les éléments et règles constituant la SMA – ne sont pas forcément uniques (d'autres fonctions pourraient faire émerger le même comportement global de la SMA) ; 2) les fonctions peuvent être transférées d'un contexte causal à un autre et ; 3) les relations entre les fonctions sont constitutives et non causales⁸⁸. Ce type d'explication est *exploratoire* : il permet de comprendre comment un système réel se comporterait sous différentes conjonctures. L'aller-retour entre théorie, données empiriques et SMA est ainsi prépondérant⁸⁹. C'est par exemple le cas des modèles climatiques : la simulation a permis d'identifier les zones d'ombres dans la compréhension théorique du climat, auxquelles les chercheurs ont pu entreprendre d'en identifier les facteurs pour ensuite améliorer la robustesse des simulations.

⁸⁸ Till Grüne-Yanoff, « The explanatory potential of artificial societies », *Synthese*, 169 (3), 2009, p. 539-555.

⁸⁹ Till Grüne-Yanoff et Paul Weirich, « The Philosophy and Epistemology of Simulation: A Review », *loc. cit.*

Des exemples récents d'application de la SMA pour étudier des politiques de développement durable illustrent ce potentiel exploratoire. Querini et Benetto ont par exemple utilisé cet outil pour explorer différents scénarios de politiques de mobilité durable (c'est-à-dire les différentes politiques visant à réduire les impacts environnementaux des transports)⁹⁰. Ils ont ainsi pu déterminer les facteurs potentiellement les plus influents sur l'adoption de véhicules électriques, et par la suite sous quelles conditions de politiques publiques les impacts environnementaux étaient effectivement réduits ou au contraire augmentés. Ils ont notamment démontré que les conclusions de l'ACV d'un véhicule unique ne sont pas forcément les mêmes que celles d'une flotte entière de véhicule, laquelle peut être simulé avec la SMA. Une autre étude s'est intéressée à des scénarios concernant le type d'ampoule utilisé par les ménages aux États-Unis⁹¹. Celle-ci démontre que dépendamment du type de politique publique mise en place pour encourager l'utilisation d'ampoules à diode électroluminescente, un effet rebond plus ou moins important pouvait avoir lieu, atténuant les bénéfices potentiels de ces technologies pour le développement durable. Enfin Bichraoui-Draper et ses collègues ont exploré les facteurs qui pouvaient potentiellement influencer la cultivation de millet vivace (pour le marché des biocarburants) par les fermiers étatsuniens⁹². En observant que l'âge des fermiers et le profit potentiel étaient des facteurs prépondérants dans les simulations, les auteurs ont conclu que ce sont des points à considérer pour de futures politiques publiques concernant la production de biocarburants.

La SMA – en tant qu'outil exploratoire – permettrait ainsi d'aider à étudier différents scénarios concernant la ville numérique. Cette puissance d'exploration et de simulation peut être utilisé

⁹⁰ Florent Querini et Enrico Benetto, « Combining Agent-Based Modeling and Life Cycle Assessment for the Evaluation of Mobility Policies », *Environmental Science et Technology*, 49 (3), 2015, p. 1744-1751 ; Florent Querini et Enrico Benetto, « Agent-based modelling for assessing hybrid and electric cars deployment policies in Luxembourg and Lorraine », *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 70, 2014, p. 149-161.

⁹¹ Andrea Hicks et Thomas Theis, « An agent based approach to the potential for rebound resulting from evolution of residential lighting technologies », *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 19 (2), 2014, p. 370-376.

⁹² Najet Bichraoui-Draper, Ming Xu, Shelie A. Miller et Bertrand Guillaume, « Agent-based life cycle assessment for switchgrass-based bioenergy systems », *loc. cit.*

afin d'engager les parties prenantes d'un projet⁹³. Dans le cas de la ville numérique, la SMA pourrait par exemple être utilisé lors de débats publics et/ou par des groupes citoyens-experts afin d'explorer différents scénarios. Plus qu'un simple outil, la SMA permettrait ainsi d'engager un dialogue, par exemple à travers un aller-retour entre les résultats de simulation et les habitants afin de proposer des solutions aux plus proches de leurs réalités socio-économiques.

En revanche, du fait de ses limitations, la SMA n'est pas l'outil le plus approprié pour la prédiction⁹⁴. D'un autre côté, les algorithmes d'intelligence artificielle sont d'excellents outils de prédiction, mais ne permettent pas forcément de comprendre le fonctionnement du système qu'ils prédisent⁹⁵. Une avenue pertinente serait ainsi d'utiliser ces deux méthodes en combinaison : l'intelligence artificielle pourrait par exemple fournir les données nécessaires à la validation/calibration de la SMA qui, elle, permettrait d'informer sur le fonctionnement du système et nourrir la théorie. Dans la revue *Science*, Liu et ses collègues vont ainsi dans cette direction :

Plus d'intégration requiert de développer et utiliser des outils puissants pour surmonter certains obstacles [...] et prédire l'émergence de menaces inattendues pour la gestion et les politiques de développement durable. [...] La SMA est un outil prometteur parce qu'elle prend en compte les interactions [...] à différents niveaux et modèle des systèmes couplés tel que les systèmes complexes adaptatifs. [...] accroître la puissance de calcul permettra à la SMA d'inclure plus d'agents dans de plus grandes régions et ultimement tous les agents pertinents à travers le monde. A mesure que plus de données de haute résolution deviennent disponibles, il est nécessaire de développer et d'utiliser des outils de données massives [...] pour une recherche, extraction, analyse et intégration efficace⁹⁶.

⁹³ Christophe Le Page, Nicolas Becu, Pierre Bommel et François Bousquet, « Participatory agent-based simulation for renewable resource management: the role of the cormas simulation platform to nurture a community of practice », *Journal of artificial societies and social simulation*, 15 (1), 2012.

⁹⁴ Till Grüne-Yanoff et Paul Weirich, « The Philosophy and Epistemology of Simulation: A Review », *loc. cit.*

⁹⁵ Leo Breiman, « Statistical Modeling: The Two Cultures (with comments and a rejoinder by the author) », *Statist. Sci.*, 16 (3), 2001, p. 199-231 ; Cristian S. Calude et Giuseppe Longo, « The Deluge of Spurious Correlations in Big Data », *Foundations of Science*, 22 (3), 2017, p. 595-612.

⁹⁶ Jianguo Liu *et al.*, « Systems integration for global sustainability », *Science*, 347 (6225), 2015, p. 7 (notre traduction).

En conclusion nous espérons avoir pu démontrer l'intérêt du paradigme de simulation multi-agents pour permettre de comprendre dans quelle mesure la ville numérique pourrait participer au développement durable. Comme le rappelle Hollands au début de ce chapitre, la ville numérique ou dite intelligente se construira avec ses habitants. Il est donc nécessaire de parvenir à modéliser la composante humaine et ses relations avec la technologie – et non la technologie seule – si l'on veut parvenir à comprendre les implications de la ville numérique pour le développement durable. La SMA propose justement de représenter les interactions dynamiques des entités constitutives d'un système et comment le comportement global émerge de celles-ci. La construction d'équipes incluant toutes les parties prenantes de la ville intelligente autour d'un projet de SMA permettrait ainsi de rendre celle-ci plus intelligible.

Références

Allen, Peter M., F. Boon, Guy Engelen et Michèle Sanglier. « Modeling evolving spatial choice patterns », *Applied Mathematics and Computation*, 14 (1), 1984, p. 97-129.

Arushanyan, Yevgeniya, Elisabeth Ekener-Petersen et Göran Finnveden. « Lessons learned – Review of LCAs for ICT products and services », *Computers in Industry*, 65 (2), 2014, p. 211-234.

Axtell, Robert L. *et al.* « Population growth and collapse in a multiagent model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99 (suppl 3), 2002, p. 7275-7279.

Batty, Michael. *Cities and Complexity: Understanding Cities with Cellular Automata, Agent-Based Models, and Fractals*, Cambridge (MA), The MIT Press, 2007.

Bichraoui-Draper, Najet, Ming Xu, Shelie A. Miller et Bertrand Guillaume. « Agent-based life cycle assessment for switchgrass-based bioenergy systems », *Resources, Conservation and Recycling*, 103, 2015, p. 171-178.

Börjesson Rivera, Miriam, Elina Eriksson et Josefin Wangel. « ICT practices in smart sustainable cities: In the intersection of technological solutions and practices of everyday life », *EnviroInfo et ICT4S*, 2015.

Breiman, Leo. « Statistical Modeling: The Two Cultures (with comments and a rejoinder by the author) », *Statist. Sci.*, 16 (3), 2001, p. 199-231.

Brown, Halina Szejnwald et Philip J. Vergragt. « Bounded socio-technical experiments as agents of systemic change: The case of a zero-energy residential building », *Technological Forecasting and Social Change*, 75 (1), 2008, p. 107-130.

Brundtland, Gro, Mansour Khalid, Susanna Agnelli, Sali Al-Athel, Bernard Chidzero, Lamina Fadika *et al.* *Our Common Future (Brundtland report)*, Oxford/New-York, Oxford University Press, 1987.

Byrka, Katarzyna, Arkadiusz Jędrzejewski, Katarzyna Sznajd-Weron et Rafał Weron. « Difficulty is critical: The importance of social factors in modeling diffusion of green products and practices », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 62, 2016, p. 723-735.

Calude, Cristian S. et Giuseppe Longo. « The Deluge of Spurious Correlations in Big Data », *Foundations of Science*, 22 (3), 2017, p. 595-612.

Commission européenne. « Smart Cities », 2018, en ligne : <http://ec.europa.eu/eip/smartcities/>.

D'Ormesson, Jean. *C'était bien*, Paris, Gallimard, 2003.

Dandres, Thomas, Nathan Vandromme, Glasha Obrekht, Andy Wong, Kim Khoa Nguyen, Yves Lemieux, Mohamed Cheriet et Réjean Samson. « Consequences of Future Data Center Deployment in Canada on Electricity Generation and Environmental Impacts: A 2015–2030 Prospective Study », *Journal of Industrial Ecology*, 21 (5), 2017, p. 1312-1322.

Delmas, Magali A., Miriam Fischlein et Omar I. Asensio. « Information strategies and energy conservation behavior: A meta-analysis of experimental studies from 1975 to 2012 », *Energy Policy*, 61, 2013, p. 729-739.

di Sorrentino, Eugenia Polizzi, Eva Woelbert et Serenella Sala. « Consumers and their behavior: state of the art in behavioral science supporting use phase modeling in LCA and ecodesign », *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 21 (2), 2016, p. 237-251.

Ehrhardt-Martinez, Karen, Kat A. Donnelly et Skip Laitner. « Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities », rapport de recherche du American Council for an Energy-Efficient Economy, 2010.

Global e-Sustainability Initiative. « GeSI SMARTer 2020: the role of ICT in driving a sustainable future », Global e-Sustainability Initiative, Bruxelles, 2012.

Godin, Benoît. « Innovation Without the Word: William F. Ogburn's Contribution to the Study of Technological Innovation », *Minerva*, 48 (3), 2010, p. 277-307.

Gram-Hanssen, Kirsten. « Efficient technologies or user behaviour, which is the more important when reducing households' energy consumption? », *Energy Efficiency*, 6 (3), 2013, p. 447-457.

Grimm, Volker *et al.* « Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems: Lessons from Ecology », *Science*, 310 (5750), 2005, p. 987-991.

Grüne-Yanoff, Till. « The explanatory potential of artificial societies », *Synthese*, 169 (3), 2009, p. 539-555.

Grüne-Yanoff, Till et Paul Weirich. « The Philosophy and Epistemology of Simulation: A Review », *Simulation et Gaming*, 41 (1), 2010, p. 20-50.

Hicks, Andrea et Thomas Theis. « An agent based approach to the potential for rebound resulting from evolution of residential lighting technologies », *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 19 (2), 2014, p. 370-376.

Hollands, Robert G. « Will the real smart city please stand up? », *City*, 12 (3), 2008, p. 303-320.

Union internationale des télécommunications. *Smart sustainable cities: An analysis of definitions*, 2014.

Internet of Food and Farm 2020. 2018, en ligne : <<https://www.iof2020.eu/>>.

Joerges, Bernward. « Do Politics Have Artefacts? », *Social Studies of Science*, 29 (3), 1999, p. 411-431.

Kaiser, Florian G., Katarzyna Byrka et Terry Hartig. « Reviving Campbell's Paradigm for Attitude Research », *Personality and Social Psychology Review*, 14 (4), 2010, p. 351-367.

Kim, Seung-Nam. « Is telecommuting sustainable? An alternative approach to estimating the impact of home-based telecommuting on household travel », *International Journal of Sustainable Transportation*, 11 (2), 2017, p. 72-85.

Kitou, Erasmia et Arpad Horvath. « Transportation Choices and Air Pollution Effects of Telework », *Journal of Infrastructure Systems*, 12 (2), 2006, p. 121-134.

Le Page, Christophe, Nicolas Becu, Pierre Bommel et François Bousquet. « Participatory agent-based simulation for renewable resource management: the role of the cormas simulation platform to nurture a community of practice », *Journal of artificial societies and social simulation*, 15 (1), 2012.

Liu, Jianguo, Harold Mooney, Vanessa Hull, Steven J. Davis, Joanne Gaskell, Thomas Hertel, Jane Lubchenco, Karen C. Seto, Peter Gleick, Claire Kremen, Shuxin Li. « Systems integration for global sustainability », *Science*, 347 (6225), 2015.

Lyons, Glenn, Patricia Mokhtarian, Martin Dijst et Lars Böcker. « The dynamics of urban metabolism in the face of digitalization and changing lifestyles: Understanding and influencing our cities », *Resources, Conservation and Recycling*, 132, 2018, p. 246-257.

Makov, Tamar et David Font Vivanco. « Does the Circular Economy Grow the Pie? The Case of Rebound Effects From Smartphone Reuse », *Frontiers in Energy Research*, 6 (39), 2018.

Malmodin, Jens et Pernilla Bergmark. « Exploring the effect of ICT solutions on GHG emissions in 2030 », *EnviroInfo et ICT4S*, 2015.

Marshall, Kimball P. « Has Technology Introduced New Ethical Problems? », *Journal of Business Ethics*, 19 (1), 1999, p. 81-90.

Matsuno, Yasunari, Kazue I. Takahashi et Masayuki Tsuda. « Eco-Efficiency for Information and Communications Technology (ICT): The State of Knowledge in Japan », *Electronics and the Environment*, actes du colloque IEEE International Symposium, 2007.

Mutekwe, Edmore. « The impact of technology on social change: a sociological perspective », *Journal of Research in Peace, Gender and Development*, 2 (11), 2012, p. 226-238.

Ogburn, William F. « Social change » (1933-1934), in E. R. A. Seligman (dir.), *Encyclopedia of the social sciences*, vol. 3, New York, Macmillan p. 330-334.

Ogburn, William F. « Technology and planning » (1941), in William F. Ogburn et George B. Galloway (dir.), *Planning for America*, New York, Holt and Co., p. 168-185.

Ogburn, William F. et Meyer F. Nimkoff. *Sociology*, Cambridge (MA), Riverside Press, 1940.

Parguel, Béatrice, Renaud Lunardo et Florence Benoit-Moreau. « Sustainability of the sharing economy in question: When second-hand peer-to-peer platforms stimulate indulgent consumption », *Technological Forecasting and Social Change*, 125, 2017, p. 48-57.

Querini, Florent et Enrico Benetto. « Agent-based modelling for assessing hybrid and electric cars deployment policies in Luxembourg and Lorraine », *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 70, 2014, p. 149-161.

Querini, Florent et Enrico Benetto. « Combining Agent-Based Modeling and Life Cycle Assessment for the Evaluation of Mobility Policies », *Environmental Science et Technology*, 49 (3), 2015, p. 1744-1751.

Reichart, Inge. « The Environmental Impact of Getting the News », *Journal of Industrial Ecology*, 6 (3-4), 2002, p. 185-200.

Røpke, Inge et Toke Haunstrup Christensen. « Energy impacts of ICT – Insights from an everyday life perspective », *Telematics and Informatics*, 29 (4), 2012, p. 348-361.

Sgouridis, Sgouris, Philippe A. Bonnefoy et R. John Hansman. « Air transportation in a carbon constrained world: Long-term dynamics of policies and strategies for mitigating the carbon footprint of commercial aviation », *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 45 (10), 2011, p. 1077-1091.

Soderholm, Patrik. *Environmental policy and household behaviour: sustainability and everyday life*, Londres, Routledge, 2013.

Speer, Bethany, Mackay Miller, Walter Shaffer, Leyla Gueran, Albrecht Reuter, Bonnie Jang et Karin Widegren. « The Role of Smart Grid in Integrating Renewable Energy », rapport du National Renewable Energy Laboratory (Département de l'énergie du gouvernement des États-Unis), 2015.

Stern, Paul C. « New Environmental Theories: Toward a Coherent Theory of Environmentally Significant Behavior », *Journal of Social Issues*, 56 (3), 2000, p. 407-424.

Strengers, Yolande. « Smart energy in everyday life: are you designing for resource man? », *Interactions*, 21 (4), 2014, p. 24-31.

Svenfelt, Åsa et Jorge Luis Zapico. « Sustainable food systems with ICT? », communication présentée à The 4th International Conference ICT for Sustainability : « Smart and Sustainable », Amsterdam, 2016.

Umair, Shakila, Anna Björklund et Elisabeth Ekener Petersen. « Social impact assessment of informal recycling of electronic ICT waste in Pakistan using UNEP SETAC guidelines », *Resources, Conservation and Recycling*, 95, 2015, p. 46-57.

Vago, Steven. *Social Change*, New Jersey, Pearson-Prentice Hall, 1992.

Vanderborght, Bram. « Technology Is Not Neutral [From the Editor's Desk] », *IEEE Robotics et Automation Magazine*, 25 (1), 2018, p. 4.

Vivanco, Davis F. et Ester van der Voet. « The rebound effect through industrial ecology's eyes: a review of LCA-based studies », *International Journal of Life Cycle Assessment*, 19 (12), 2014, p. 1933-1947.

Wilensky, Uri et Seymour Papert. « Restructurations: Reformulations of knowledge disciplines through new representational forms », *Constructionism*, 2010, en ligne : < https://ccl.northwestern.edu/2010/wilensky_restructurations_Constructionism%202010-latest.pdf>.

Wilensky, Uri et William Rand. *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*, Cambridge (MA), MIT Press, 2015.

Winner, Langdon, « Do Artifacts Have Politics? », *Daedalus*, 109 (1), 1980, p. 121-136.